




**T.C.**

**SELÇUK ÜNİVERSİTESİ**

**FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

# MAKİNE ÖĞRENMESİ YÖNTEMLERİ İLE GLOKOM HASTALIĞININ TEŞHİSİ

**Şerife HACİEFENDİOĞLU**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**Elektronik ve Bilgisayar Sistemleri Anabilim Dalı**

**Ağustos-2012**
**KONYA**
**Her Hakkı Saklıdır**

# ÖZET

## YÜKSEK LİSANS TEZİ

## MAKİNE ÖĞRENMESİ YÖNTEMLERİ İLE GLOKOM HASTALIĞININ TEŞHİSİ

**Şerife HACİEFENDİOĞLU**

**Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü**
**Elektronik ve Bilgisayar Sistemleri Anabilim Dalı**

**Danışman: Prof. Dr. Hakan IŞIK**

**2012, 77 Sayfa**

**Jüri**
**Prof. Dr. Şirzat KAHRAMANLI**
**Prof. Dr. Hakan IŞIK**
**Yrd. Doç. Dr. Fatih BAŞÇİFTÇİ**

Glokom günümüzde göz hastalıkları içinde en sinsi hastalık olarak kabul edilen ve ilerlediği takdirde tehlikeli sonuçlar doğuran bir rahatsızlıktır. Körlüğe kadar götüren bu hastalık, genellikle göz içi sıvısının göz kanallarından boşalamadığı durumlarda ortaya çıkar ve göz içindeki basıncın(GİB) artması ile göz arkasındaki sinirlerin bu basınçtan ötürü zarar görmesi şeklinde gelişir.

Bu çalışmadaki amaç söz konusu hastalığın göz sinirleri hasar görmeden önce teşhis edilebilmesi ve dünyada körlük nedenleri arasında ilk sıralarda yer alan hastalığın tahmin edilebilmesidir. Çalışmada Pamukkale Üniversitesi Göz Hastalıkları Anabilim Dalından alınan hasta bilgileri kullanılmıştır.

Bu çalışmada makine öğrenmesi sınıflandırma yöntemlerinden 3 önemli yöntem olan Destek Vektör Makineleri, Yapay Sinir Ağları ve Karar Ağaçları kullanılarak glokom hastalığı başlangıç safhasında teşhisi için sınıflandırma yapılmış ve birbirleri ile karşılaştırılmıştır. Adı geçen makine öğrenmesi yönetmelerinin performansları X-Validation ile belirlenmiş ve en yüksek sınıflandırma başarısının Destek Vektör Makineleri ile elde edileceği görülmüştür.

**Anahtar Kelimeler:** Destek vektör makineleri, glokom, karar ağaçları, yapay sinir ağları.

## ABSTRACT

## MS THESIS

## DIAGNOSIS OF GLAUCOMA BY MACHİNE LEARNİNG METHODS

**Şerife HACİEFENDİOĞLU**

**THE GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCE OF SELÇUK UNIVERSITY**
**ELECTRONIC AND COMPUTER SYSTEMS EDUCATION DEPARTMENT**

**Advisor: Prof. Dr. Hakan IŞIK**

**2012, 77 Pages**

**Jury**
**Prof. Dr. Şirzat KAHRAMANLI**
**Prof. Dr. Hakan IŞIK**
**Asst. Prof. Dr. Fatih BAŞÇİFTÇİ**

Glaucoma is a disease that accepted the most insidious today in the eye diseases and if the disease progresses, it occurs dangerous consequences. This disease leading to blindness usually occurs when the intraocular fluid could not cum from eye channels and develops by increasing intraocular pressure(IOP) and the back of eye nerve damage due to this pressure.

Aim of this study, diagnosis the disease before the eye nerves damaged and predicts the disease that causes of blindness in the first place among the world. The study used patient data from Pamukkale University Ophthalmology Department.

In this study, three important method in machine learning classification methods, Support Vector Machines, Artificial Neural Networks and Decision Trees were used to make the classification for the diagnosis of early stage of glaucoma disease and compared with each other. Performance of the machine learning methods determined by X-validation and to obtain the highest classification success observed with Support Vector Machines



**Keywords:** Artificial neural network, decision trees, glaucoma, supports vector machines.

# ÖNSÖZ

Çalışmalarımda bana yol göstererek yolumu aydınlatan saygıdeğer hocam Prof. Dr. Hakan IŞIK'a, çalışmalarımda her türlü yardımını benden esirgemeyen değerli hocam Araş. Grv. Esra SARAÇOĞLU'na; glokom ile ilgili yardımları için Pamukkale Üniversitesi Göz Anabilim Dalı doktorlarından Doç. Dr. Avni AVUNDUK ve Araş. Grv. Dr. Kemal YAYLA'ya; beni bu günlere getiren aileme ve çalışmalarımda bana destek olan eşim Vatan Taner HACİEFENDİOĞLU'na en içten sevgi ve teşekkürlerimi sunarım.

Şerife HACİEFENDİOĞLU
KONYA-2012

# İÇİNDEKİLER

**ÖZET** ..... **iv**

**ABSTRACT** ..... **v**

**ÖNSÖZ** ..... **vi**

**İÇİNDEKİLER** ..... **vii**

**SİMGELER VE KISALTMALAR** ..... **ix**

**1. GİRİŞ** ..... **1**

1.1. Çalışmanın Amacı ..... 1
1.2. Tezin Organizasyonu ..... 2

**2. KAYNAK ARAŞTIRMASI** ..... **3**

**3. GÖZÜN YAPISI VE GLOKOM HASTALIĞI** ..... **7**

3.1. Gözün Yapısı ..... 7
3.2. Glokom Hastalığı ..... 8
3.2.2. Risk faktörleri ..... 10
3.2.3. Glokomun teşhisinde kullanılan ölçüm ve yöntemler ..... 12
3.2.3.1. Göz içi basıncı ..... 12
3.2.3.2. Görme alanı(GA) muayenesi ..... 15
3.2.3.3. Optik sinir başının(OSB) değerlendirilmesi ..... 16
3.2.3.4. Retina tomografisi ..... 17

**4. MATERYAL VE YÖNTEM** ..... **22**

4.1. Destek Vektör Makineleri (DVM/SVM) ..... 22
4.1.2. Lineer ayrılabilen veri kümeleri için DVM ..... 25
4.1.2. Lineer belirli oranda hata ile ayrılabilen veri kümeleri için DVM ..... 27
4.1.3. Lineer olmayan veri kümeleri için DVM ..... 29
4.1.4. Çok sınıflı destek vektör makineleri ..... 35
4.2. Yapay Sinir Ağları (YSA/ANN) ..... 35
4.2.1. Biyolojik sinir ..... 35
4.2.2. Yapay sinir hücresinin yapısı ..... 37
4.2.3. YSA'ların sınıflanması ..... 40
4.2.3.1. YSA'ların yapılarına göre sınıflanması ..... 40
4.2.3.2. YSA'ların öğrenme algoritmalarına göre sınıflanması ..... 49
4.3. Karar Ağaçları ..... 51
4.3.1. Karar ağacının yapısı ..... 52
4.3.2. Karar ağacı oluşturma ..... 54
4.3.2.1. Entropi ..... 54
4.3.2.2. Bilgi kazancı ..... 55
4.3.2.3. Budama ..... 55
4.3.3. Karar ağaçları algoritmaları ..... 57
4.3.3.1. CHAID algoritması ..... 58

4.3.3.2. CRT algoritması ..... 58
4.3.3.3. ID3 algoritması ..... 59
4.3.3.4. C4.5 algoritması ..... 59
4.3.3.5. MARS algoritması ..... 60
4.3.3.6. QUEST algoritması ..... 60
4.3.3.7. SLIQ algoritması ..... 60
4.3.3.8. Microsoft decision trees algoritması ..... 61

**5. UYGULAMA ve PERFORMANS SONUÇLARI ..... 62**

5.1. Destek Vektör Makineleri için Uygulama ve Performans Sonuçları ..... 62
5.2. Yapay Sinir Ağları için Uygulama ve Performans Sonuçları ..... 66
5.3. Karar Ağaçları için Uygulama ve Performans Sonuçları ..... 68

**6. SONUÇLAR ve ÖNERİLER ..... 72**

6.1. Sonuçlar ..... 72
6.2. Öneriler ..... 72

**KAYNAKLAR ..... 74**

**ÖZGEÇMİŞ ..... 77**

## SİMGELER VE KISALTMALAR

### Simgeler

| | |
|---|---|
| $X$ | : Bağımsız değişken |
| $Y$ | : Bağımlı değişken |
| $\beta_0$ ve $\beta_1$ | : Bilinmeyen parametreler |
| $n$ | : Çıkış sayısı |
| $w_i$ | : Ağırlıklar |
| $\theta_j$ | : Toplam eşik değeri |
| $y_j$ | : Çıkış |
| $F$ | : Öznitelik uzayı |
| $\xi$, $\xi^*$ | : Gevşeklik değişkenleri |
| $\alpha_i$ , $\mu_i$ | : Lagrange çarpanları |
| $K$ | : Çekirdek fonksiyonu |
| $ls$ | : Destek vektörlerinin sayısı |
| k | : Öğrenme katsayısı artma faktörü |

### Kısaltmalar

| | |
|---|---|
| AID | Automatic Interaction Detector |
| ANFIS | Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System |
| ANN/YSA | Artificial Neural Network/Yapay Sinir Ağları |
| C/D | Dikey cup-disk Oranı |
| CA | Cup Alanı |
| CASNET | Causal-Associatıonal Network |
| CHAID | Chi-Squared Automatic Interaction Detector |
| CRT | Classification and Regression Trees |
| DA | Disk Alanı |
| GA | Görme Alanı |
| GAM | Generalized Additive Model |
| GİB | Göz İçi Basıncı |
| GLM | Generalized Linear Model |
| HEYEX | Heidelberg Eye Explorer |
| HRT | Heidelberg Retinal Tomografi |
| KKT | Karush-Kuhn-Tucker |
| LDA | Linear Diskriminant Analiz |
| LDFs | Lineer Diskriminant Fonksiyonları |
| MARS | Multivariate Adaptive Regression Splines |
| MGG | Mixture of Generalized Gaussian |
| MLP | Çok Katmanlı Algılayıcı |
| MOG | Mixture of Gaussian |
| NRR | Nöröretinal Rim |
| NTG | Normal Basınçlı Glokom |
| OCT | Optik Kohorens Tomografi |
| OD | Optik Disk |

| | |
|---|---|
| OSB | Optik Sinir Başı |
| PAAG | Primer Açık Açıklı Glokom |
| QDA | Quadratic Diskriminant Analiz |
| QUEST | Quick, Unbiased, Efficient Statistical Tree |
| RA | Rim Alanı |
| RNFL | Retinal Nerve Fiber Layer |
| ROC | Receiver Operating Characteric/Alıcı İşletim Karakteristiği |
| RPART | Recursive Partitioning and Regression Tree |
| SAP | Standard automated perimetry |
| SKK | Santral Kornea Kalınlığı |
| SLIQ | Supervised Learning in Quest |
| SOM | Self Organization Map |
| SPRINT | Scalable Parallelizable Induction of Decision Trees |
| SPSS | Statistical Package for Social Sciences |
| SVM/DVM | Support Vector Machine/Destek Vektör Makineleri |
| X-Validation | Cross Validation-Çapraz Doğrulama |

# 1. GİRİŞ

Göz dış dünyayı algılamamızı sağlayan küçük ama hayati organlarımızdan birisidir. Glokom günümüzde göz hastalıkları içinde en sinsi hastalık olarak kabul edilen ve ilerlediği takdirde tehlikeli sonuçlar doğuran bir rahatsızlıktır. Körlüğe kadar götüren bu hastalık, genellikle göz içi sıvısının göz kanallarından boşalamadığı durumlarda ortaya çıkar ve göz içindeki basıncın(GİB) artması ile göz arkasındaki sinirlerin bu basınçtan ötürü zarar görmesi şeklinde gelişir.

Söz konusu hastalığın göz sinirleri hasar görmeden önce teşhis edilebilmesi çok önemlidir. Çünkü sinirler bir kez zarar gördüğünde cerrahi müdahale ile dahi geri dönüşü bulunmayan hasarlar yaratmaktadır. Hastalığın belirgin belirtilerinin olmaması ise en büyük dezavantajdır. Rutin kontroller sırasında yapılan ölçümlerde anormallik gözlenmesi ile teşhisi yaygındır.

Glokom hastalığı ile ilgili olarak üniversite hastanelerinde özel bölümler bulunmakta, ancak daha küçük sağlık merkezlerinde uzman doktorların bulunmaması hastalığın büyük bir kesimi etkilemesinde rol oynamaktadır.

## 1.1. Çalışmanın Amacı

Bu çalışmada halkın büyük bir çoğunluğunu etkileyen glokom hastalığının, görme kayıplarının oluşmadan önüne geçilmesi için, erken teşhisine yardımcı olacak şekilde makine öğrenmesi yöntemleri ile sınıflandırma çalışmaları yapmak amaçlanmıştır.

Bu çalışmada makine öğrenmesi sınıflandırma yöntemlerinden 3 önemli yöntem olan Destek Vektör Makineleri(SVM/DVM), Yapay Sinir Ağları(ANN) ve Karar Ağaçları kullanılacaktır. Çalışma kapsamında hem glokom hastası hem sağlıklı bireylerin verileri kullanılacak, verilerin bir kısmı eğitim bir kısmı da test verisi olarak ayrılacak ve her bir yöntemin sınıflandırmadaki performansı verilecektir. Böylece göz küresini görüntüleme cihazları için de kullanılabilecek makine öğrenmesi yöntemlerinin tercihine yardımcı olmak istenmiştir.

Daha önce yapılan ayrı ayrı çalışmalarda Destek Vektör Makineleri, Yapay Sinir Ağları ve Karar Ağaçları yöntemleri glokom için kullanılmış ancak birbirleri ile karşılaştırılmamıştır. Ayrıca giriş verisi olarak sistemlere sadece bir cihazın(SAP, OCT, HRT veya STATPAC vs.) sayısal çıktıları veya resimleri verilmiştir. Oysa glokom

hastalığındaki en önemli risk faktörü ilerleyen bölümlerde de açıklanacağı gibi "göz içi basıncı (GİB)"dır. Ayrıca hastalıkta yaş da etken bir faktördür. Yani bireylerde glokom olup olmadığını göz sinirlerinde harabiyet oluştuktan sonra değil, bilakis GİB ve yaş değerleri de kontrol edilerek, hastalık başlangıcında öğrenmek önemlidir.

### 1.2. Tezin Organizasyonu

Makine öğrenmesi yöntemleri ile glokom hastalığının teşhisi için yazılan bu tez çalışması altı bölümden meydana gelmiştir.

Tez çalışmasının birinci bölümünde glokom hastalığının önemi hakkında kısaca bilgi verilerek konuya giriş yapılmış, çalışmanın amacı açıklanarak bu alandaki diğer çalışmalardan özgün yanı vurgulanmıştır.

İkinci bölümde glokom hastalığı üzerine makine öğrenmesi alanında yapılan çalışmaların özetlendiği kaynak araştırmaları gösterilmiştir.

Üçüncü bölümde glokom hastalığının tanımları, risk faktörleri ve teşhisinde kullanılan yöntemler verilmiş, bunların daha net anlaşılabilmesi için de gözün yapısı ve görme olayı anlatılmıştır.

Dördüncü bölümde uygulamada kullanılacak verilerin elde edilişi ve kullanılan makine öğrenmesi yöntemlerinin teorik temelleri anlatılmıştır.

Beşinci bölümde kullanılan makine öğrenmesi yöntemlerinin her birine ait modelleme ve sınıflandırma sonuçları verilmiştir.

Altıncı ve son bölümde, çalışmadan elde edilen genel sonuçlar gösterilmiş ve sonraki çalışmalar için öneriler verilmiştir.

## 2. KAYNAK ARAŞTIRMASI

Glokom göz sağlığı açısından çok büyük riskleri olan bir hastalık olması; teşhisinde kesin sonuç veren yöntemler bulunamaması ve hastalığın tam olarak önüne geçilememesi nedeni ile literatürde yoğun bir şekilde işlenen konulardan biridir. Geliştirilen ölçüm ve görüntüleme cihazları ve çeşitli makine öğrenmesi yöntemlerinin birlikte kullanımı ile yapılmış bilimsel araştırmalara aşağıda kısaca değinilecektir.

Glokom ile ilgili yapılmış en önemli çalışmalardan biri CASNET (Causal-Associatıonal Network) adı verilen uzman sistemdir. Hastalıklar, sebepler ve sonuçlar ağı seklinde tanımlanmıştır. Hastalığa dinamik bir yapıda yaklaşılmaktadır. Hayatın her safhasında çıkabilecekmiş gibi yaklaşılır. 1977'de Weiss ve ark. tarafından geliştirilen modele ek olarak a) niteliksel bir glokom modelinden ayrıntılı ve tıbben kabul edilebilir yorumlar oluşturma, b) bir hastanın detaylı takibini yönetirken muhakeme yapma, c) tartışmalı konular hakkında alternatif uzman görüşlerini birleştirme ve d) bilgisayar tabanlı bir ağ ile glokom araştırmacıları işbirliği ile test ve güncellemesi yapılması, dahil edilmiştir. Glokom hastalığının tanısı; gelişim süreci için tahmini ve tedavisi hakkında yüksek performans veren sistemlerinin, karar verme stratejilerinden çok dinamik olarak farklı konsültasyon sonuçlarına göre çalışan modelini geliştirmeye çalışmışlardır. Sistemi oluşturmalarındaki bir diğer hedefleri de önemli güncel araştırma sonuçlarının rutin olarak dâhil edildiği bir mekanizma geliştirmektir. Çünkü bu güncel çalışmaları sisteme dahil eden araştırmacıların, istedikleri takdirde bunu bir konsültasyon eğitim aracına çevirmeleri olanak sağlamak istenmiştir.

1994 (Liu ve ark.) yılında kabul edilen bir diğer çalışmada ise yapay sinir ağları yaklaşımı ile glokom test ölçümlerindeki hata oranını(gürültüyü) yok etmeye çalışılmıştır. Söz konusu çalışmada Kohonen'nin kendi kendini örgütleyen harita algoritmasını kullanılmıştır. Çalışmadan 270 kayıttan yararlanılmış ve ölçümlerde hastanın davranışlarından, ölçüm cihazından vb. kaynaklanabilecek gürültüler sonuçları etkilemeyecek şekilde yok edilmek istenmiştir. Metod her hasta için ilk adımda onun ölçümler sırasında göz açılarını, bakış biçimini vb. özelliklerine öğrenerek, ikinci aşamada ölçümlerdeki gürültü verilerini ayıklamıştır.

Görme alanı testi için kullanılan standart otomatik perimetri verileri üzerinden STATPAC endeksleri ile çeşitli makine öğrenmesi yöntemlerinin karşılaştırıldığı bir başka çalışmada, makine öğrenmesi yöntemlerinin klasik STATPAC teşhis yöntemlerine göre üstünlüğü keşfedilmiştir. Söz konusu çalışmada makine öğrenmesi

yöntemlerinden Mixture of Gaussian (MOG), Mixture of generalized Gaussian (MGG), Linear (LDA) ve Quadratic diskriminant analiz (QDA), Parzen Window kullanılmıştır. (Chan ve ark., 2002)

Konfokal lazer taramalı mikroskoplardan 17 global ve 66 bölgesel parametre kullanılarak glokom hastası olan ve olmayan kişiler saptanmaya çalışılmış ve çeşitli makine öğrenmesi yöntemlerinin buradaki performansları ile HRT tabanlı lineer diskriminant fonksiyonları (LDFs) karşılaştırılmıştır. 108 glokom hastası ve 189 sağlıklı bireye ait parametrelerin bir kısmı, makine öğrenmesi yöntemlerinde öğrenmesi süresini azaltmak ve öğrenmeyi etkin hale getirmek için elenmiştir. Yapılan karşılaştırmada lineer ve Gaussian destek vektör makineleri ve çok katmanlı algılayıcı (SVM linear and SVM Gaussian, MLP) kullanılmıştır. Sonuç olarak giriş parametreleri iyileştirildiğinde hem LDFs hem de makine öğrenmesi yöntemlerinde performansın arttırılabileceği görülmüş, en yüksek performans ise SVM Gaussian ile LDFs'den elde edilmiştir. (Bowd ve ark. 2002).

2002 yılında Sample ve arkadaşlarının, görme alanlarında herhangi bir bozulma olmayan ancak göz kan basınçları incelerek ileride bozulma olup olmayacağının, SAP analizlerine göre makine öğrenmesi yöntemlerinin daha iyi tahmin edeceği sonucunu veren bir çalışmaları olmuştur. Bu çalışmada 114 hasta 114 sağlıklı bireye ait STATPAC'den elde edilmiş dört veya daha fazla görme alanı test verileri kullanılmıştır.

Tucker ve arkadaşları(2004) da glokom hastalığında Bayes ağlarını kullanarak sınıflama ve görme alanı bozulmaları tahmin etmeye yönelik bir çalışmayı 2003 yılında yapmışlardır. Çalışmaları üç ana başlığın birleşiminden oluşur. Bunlar; a) görme alanlarının glokomlu-glokomsuz olarak sınıflanması, b) görme alanı verilerinin öngörüsü, c) glokomlu görme alanlarındaki değişimin tahminidir. Çalışmada 24 hastaya ait 623 ölçüm kullanılmıştır. Tucker ve ark. bayes ağlarından elde ettiği sonuçları ümit vaat edici ama gelişmeye açık olarak değerlendirmişlerdir.

2005 (Eliash ve ark.) yılında yapılan ve makine öğrenme yöntemlerini birbiri ile karşılaştıran bir diğer çalışmada ise göz tomografisi (OCT) ölçümlerinden elde edilen sonuçlar ile sınıflandırma yapılmıştır. Kullanılan makine öğrenmesi yöntemleri; SVM (support vector machine), LDA (linear discriminant analysis), RPART (recursive partitioning and regression tree), GLM (generalized linear model) ve GAM (generalized additive model)'dir. 47 glokom hastası 42 sağlıklı göz içerisinde en yüksek değeri SVM modeli vermiştir. Ayrıca çalışmada 47 hastanın 27'si erken glokom, 20'si ileri glokom olgulu olarak aralarında yapılan sınıflamada ise en yüksek başarımı GAM vermiştir.

Polonyoda yapılan bir araştırmada ise oftalmologların kullandığı klasik fundus kamerasından elde edilen fundus resimleri ile bir bireyin glokom hastası olup olmadığı sınıflandırılmaya çalışılmıştır. Buna göre sistem 3 aşamada çalışmaktadır (Stapor ve Brueckner, 2005):

1. Mean shift segmentasyon algoritması ile cup bölgesinin bölümleme
2. Bölümlemelerden elde edilen görüntüleri genetik algoritma ile seçme
3. Seçilen görüntüleri destek vektör makineleri ile sınıflandırma

Bu çalışmadan elde ettikleri duyarlılık %93, özgüllük ise %97 bulunmuştur.

Huang ve arkadaşları (2005) konuyla ilgili çalışmalarında glokomlu, glokomsuz kişiler sınıflandırılmaları için ANFIS (adaptive neuro-fuzzy inference system) yöntemini kullanmışlardır. 135 hasta 206 sağlıklı bireyin verilerinin kullanıldığı çalışmada Stratus OCT cihazının verileri kullanılmıştır. Sistemde en küçük kareler metodu ile geri yayılım azalan gradyant yöntemi birleştirilmiştir. Çalışmada alt kadran kalınlığının (inferior quadrant thickness) glokomlu bireylerin sınıflanmasında karakteristik bir önemi olduğu belirtilmiştir.

Bir diğer çalışmada Tayvan ve Çin halklarından, yine Stratus OCT cihazı ile alınan verilerden, glokom hastası ile sağlıklı bireyler arasında sınıflandırma yapılmaya çalışılmıştır. 64 hasta 71 sağlıklı birey verileri, kendi kendini örgütleyen haritalar ve karar ağaçları ile özellik çıkarma ve kural oluşturma için kullanılmıştır. Buna göre görme alanından ortalama sapma yüzdesi normal grupta -0,55 ± 0,57 dB; glokomlu grupta -4.30 ± 3.32 bulunmuştur. Dikey cup-disk(C/D) oranı ve alt kadran kalınlığı (inferior quadrant thickness) karar ağacından elde edilmiş ve bunlarla ilgili 3 birliktelik kuralı çıkarılmıştır. Bu kurallar ile glokom teşhisinde değişiklik yapılabileceği önerilmiştir (Huang ve ark., 2007).

Yine renkli fundus resimleri ile Almanya'da yapılmış bir diğer çalışmada ise obje ve yüz tanımadaki gibi doğrudan fundus resimleri ile sınıflandırma yöntemine gidilmiş, sınıflandırma için resimlerle ön çalışma yapıldıktan sonra naive Bayes, k-nearest neighbor, ve Support Vector Machine kullanılarak karşılaştırılmıştır. 50 hasta 50 sağlıklı bireye ait fundus resimlerinde yapılan sınıflandırmada SVM yöntemi en başarılı performansı vermiştir (Bock ve ark. 2007).

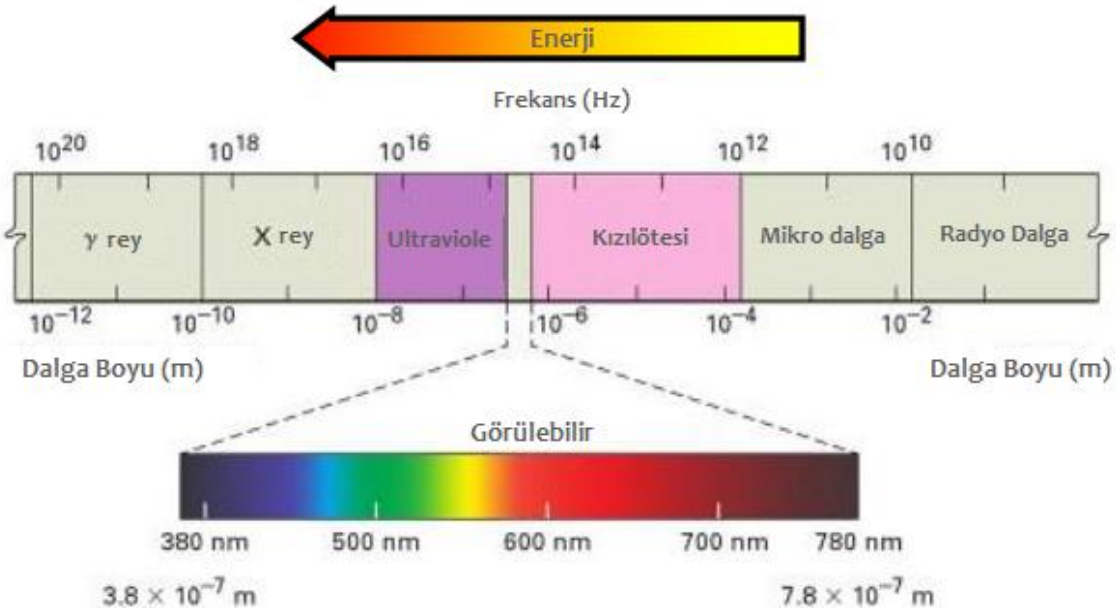
Göz damarlarının şekillerinde glokom sebebiyle oluşan değişimleri belirlemek için yapılan çalışmada önce fundus resimlerinde SOMs ile damarlar belirlenmiş daha sonra yapay sinir ağları ile sınıflandırma yöntemine başvurulmuştur. %87,5 sınıflandırma oranı elde edilmiştir (Matsopoulos ev ark., 2008).

Hem SAP hem de OCT ölçümlerinden elde edilen verilerinin teker teker ve kombine olarak glokom teşhisi için YSA(yapay sinir ağları) yöntemine giriş olarak verildiği bir çalışma yapılmıştır. Her iki ölçümün birlikte verildiği YSA'nın performansı %95,39 bulunmuştur. 125 sağlıklı 125 glokomlu bireyin verileri ile SAP ve OCT ölçümlerinin teker teker giriş verisi olarak kullanıldığında elde edilen performanstan daha iyi netice elde edilmiştir (Bizios ve ark., 2011).

# 3. GÖZÜN YAPISI VE GLOKOM HASTALIĞI

## 3.1. Gözün Yapısı

Çevremizde bulunan enerjinin belli bir dalga boyundaki kısmına "ışık" olarak algılamakla görevli olan organımız vardır. Bu organ gözdür. Göz, kafa ve yüz kemiklerinin bir araya gelerek oluşturduğu ve "orbita" adı verilen özel bir çukurluk içinde yerleşmiş bir organdır (Aydın, 2006). Görme duyusu organı olan göz, insanda iki tanedir. Bir gözün ortalama ağırlığı 10- 12 gram çapı ise 2- 2,5 santimetredir. Gözün büyüklüğü yaşa ve cinse göre değişir. Gözlerimiz yaşadığımız çevreyi algılar ve görsel bir dünya ile bütünleşmemizi sağlar. (Anonim, 2010). Şekil 3.1.'de gözümüzün algılayabildiği ışığın elektromanyetik spektrumdaki yeri gösterilmiştir.

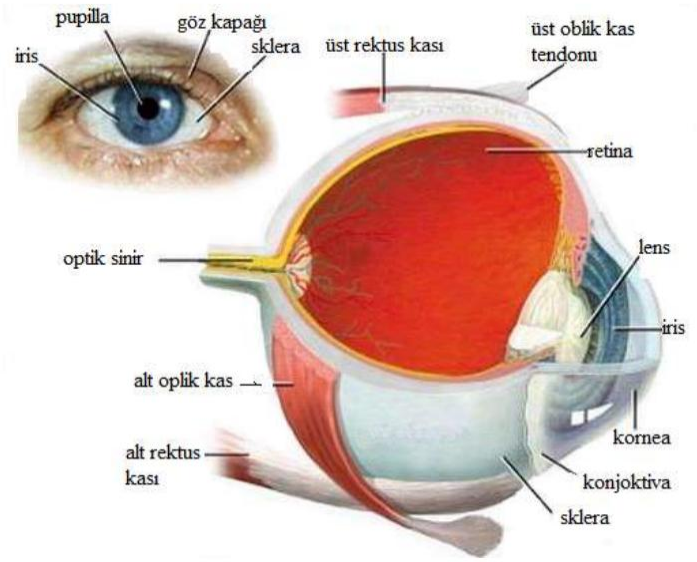



**Şekil 3.1.** Görünür Işığın Elektromanyetik Spektrumdaki Yeri (McMurry J., 2010)

Gözler, yüzde burnun iki yanında kemiklerle çevrili göz çukurlarında yerleşmiş bir organdır. (Tüfekçioğlu, 2005). Alınan duyuların değerlendirilmesi beyindeki ilgili merkezlerde yapılır. Görme duyusunun alınmasında görevli bölüm, iki kısma ayrılarak incelenir (Anonim, 2010).

- Reseptör bölüm olarak göz küresi
- Alınan duyuları beyne nakleden yol

Gözü koruyan ve hareketlerine yardımcı oluşumlar vardır. Bunlar, kaş, göz kapakları, göz kasları, conjunctiva, gözyaşı bezi ve göz çukurudur(Anonim, 2010). Şekil 3.2.' de gözün anatomik yapısı yer almaktadır.




**Şekil.3.2.** Gözün Anatomisi

## 3.2. Glokom Hastalığı

Hastalığın ilk tanımlanması antik çağlarda olmuştur. Hipokrat tarafından yaşlı insanlarda görülen ve göz bebeğindeki açık mavi renk değişimi olarak tarif edilen glokomun, önceleri katarakt ile aynı patoloji olduğu düşünülmüştür. Glokomun tatmin edici ilk tanımlamaları ise ancak 18. yüzyılda yapılabilmiş ve yüksek göz içi basıncı kavramı hastalığın tarifinin içinde yer almaya başlamıştır.

Normalde bazı göz dokularının beslenmesi için göz içerisinde sürekli olarak bir sıvı yapılır ve bu göz içi sıvısı aynı zamanda sürekli olarak da bazı yollarla gözü terk eder. Glokom, göz içi sıvısını dışarı boşaltan kanallarda yapısal olarak tıkanıklık oluşması nedeniyle sıvının yeterli boşalmaması ve buna bağlı olarak göz içi basıncının artması sonucu oluşur. Yükselen göz içi basıncı görme sinirine zarar vererek sinirin ölümüne neden olur. Bazı hastalarda ise göz içi basıncı normal olduğu halde görme sinirindeki kan akımının bozuk olması nedeniyle görme siniri aynı şekilde tahrip olur (Normal Basınçlı Glokom). Görme siniri hücreleri öldüğü zaman da kalıcı görme kaybı oluşur.

İlerleyen yıllar içinde normotansif glokom kavramının ortaya çıkmasıyla, yüksek göz içi basıncı hastalığın temel niteliklerinden biri olarak görülmekten çıkmış ve majör bir risk faktörü olarak kabul edilmeye başlanmıştır(Anonim, 2007).

Bugün artık glokom; yüksek göz içi basıncının primer risk faktörü olduğu, karakteristik görme alanı kayıplarının eşlik ettiği ve optik nöropati ile seyreden bir hastalıklar grubu olarak tanımlanmaktadır. (Öztürker, 2005). Ancak tüm glokom tiplerini içine alan bir glokom tanımı yapmak zordur. Ortak bir tanım yapmak istersek, göz içi basıncının (GİB) optik sinir başının işlevlerini yapmasına izin vermeyecek derecede yüksek olması ve görme alanı muayenesinde retinal duyarlılığın kaybolması ile giden bir hastalık grubudur diyebiliriz (Karakurt ve ark., 1995)

Bir diğer tanım ise Shields(1998) tarafından; optik diskte kendine özgün çukurlaşma ve diskin küçülüp körelmesi ile seyreden, görme alanı değişikliklerine yol açan, tedavi edilmezse körlükle sonuçlanan kronik, progresif, iskemik optik nöropatili bir grup hastalığa glokom denir şeklinde yapılmıştır.

Halk arasında "Göz Tansiyonu, Karasu Hastalığı" adıyla da bilinen glokom, milyonlarca insanı etkileyen yaygın bir göz hastalığıdır. Glokomda, göz içindeki sıvı basıncı, görme yeteneği için gerekli olan göz sinirine zarar verecek düzeyde yüksektir(Anonim, 2007).

Halen dünyada körlük nedenleri arasında 3. sırada yer almaktadır. İki binli yılların başında tüm dünyada 70 milyonu aşkın glokom olgusu olduğu ve yaklaşık 6,7 milyon hastanın glokom nedeni ile kör olduğu bildirilmektedir(İncel, 2008).

### 3.2.1. Glokomun belirtileri

Sıklıkla 40 yaşın üzerinde oluşan glokom genellikle yıllar içinde çok sinsi ilerler. Glokom tipine göre belirtiler de farklılaşır. En sık görülen glokom tipi "Primer Açık Açılı Glokom" olarak adlandırılır. Geçen süre içinde glokomlu kişilerin bir bölümünde de hastalığa ait herhangi bir belirti görülmez. Glokom, birçok hasta tarafından ancak ileri dönemde ve belirgin görme kaybı ortaya çıktığında fark edilebilir(Anonim, 2007).

Diğer bir glokom türü ise yine ileri yaşlarda ani olarak krizle ortaya çıkan dar açılı glokomdur. Şiddetli göz ağrısı, görme azalması, gözde kızarıklık ve bulantı, kusma ile karakterize bir tablodur. Acil tedavi gerektirir(Anonim, 2007).

Bebeklikte ve çocukluk çağında izlenen türlerinde ise gözde sulanma, ışığa karşı hassasiyet ve gözde büyüme izlenir(Anonim, 2007).

Glokomda meydana gelen görme alan kayıpları başlarda hastalar tarafından hissedilmeyebilir. Çünkü hastalık ilk olarak orta perifer görme alanını etkileme eğilimindedir. Daha sonra merkezi görmeyi tehdit etmeye başladığında ise hasta işlevsel bir kaybın farkına varır(Çelik, 2008).

### 3.2.2. Risk faktörleri

Körlük yapan hastalıkların arasında büyük bir orana sahip olan glokomun, sinsi başlangıç ve seyri nedeni ile erken tanısı özellikle önem arz etmektedir(Acar ve ark., 1995).

Glokomlu gözde aköz drenajı da çoğunlukla bozuktur. Göz içi basıncı yüksek olmasına rağmen optik sinir ve görme alanında değişiklik olmayan durumlar oküler hipertansiyon, bunun tersi olarak göz içi basıncı yüksek olmadığı halde optik sinir başı ve görme alanında ilerleyici kayıpların görüldüğü durumlar da düşük basınçlı (veya normal basınçlı) glokom olarak tanımlanmıştır. Oküler hipertansiyonlu grubun yaklaşık olarak her yıl % 1 'inde glokom gelişmektedir. Glokom, birçok ülkede önlenebilir körlük nedenleri arasında başta gelmektedir. Yaygınlığı, iş güç kaybı ve sakatlık açısından bakıldığında da önemli bir toplum sağlığı sorunu olduğu görülmektedir. ABD'de 2 milyon glokomlu bulunduğu, 1 milyon kişinin de hastalığından habersiz yaşadığı 889.000 kişide görme azlığına neden olduğu, 67150 kişinin glokom nedeniyle legal olarak kör olduğu, bu oranın tüm körlüklerin %11'i olduğu bildirilmiştir. Aynı kaynaklarca bu ülkede her yıl 5500 kişinin glokom nedeniyle kör olduğu, 440 milyon dolar harcama yapıldığı, iş güç kaybının parasal karşılığının 1.9 milyar dolar olduğu ileri sürülmüştür. Fransa'da 1988'de 500.000 kişinin glokom nedeniyle kör olma tehlikesi altında yaşadığı, Japonya'da glokomlu olgularda ilk başvuruda körlük insidansının ortalama %21,9, akut açı kapanması glokomunda %50.4, kronik dar açılı glokomda %7,4 olarak tespit edilmiştir. Bu sonuçların da gösterdiği gibi tanının erken konulması, görme ve görme alanın korunması açısından çok önemlidir(KARAKURT ve ark., 1995).

Glokomda risk faktörlerinin bilinmesi çok önemlidir. Bu sayede hastalığın tanı, takip ve tedavisi planlanabilmekte ve takip altına alınacak hastalar

belirlenebilmektedir(Ayhan, 2010). PAAG başta olmak üzere birçok glokom türünde bazı risk faktörlerinden söz etmek yerinde olur.

***Aile Öyküsü:*** PAAG'da poligenik ve multifaktöriyel bir genetik geçiş vardır, hastanın ailesinde glokom prevalansı %5-9 arasındadır. Bir çalışmada glokomlularda aile öyküsü %50 oranında pozitif bulunmuştur. NTG, primer konjenital glokom, iridokorneal endotelyal sendromlardaki glokomlar da aile öyküsünün pozitif olduğu glokom türleridir(Karakurt ve ark., 1995).

***Cinsiyet:*** Cinsiyetler arasında göz içi basıncı yönünden fark olmasa da, kadınlarda normal basınçlı glokoma daha sık rastlanmaktadır. Bu kısmen vazospastik sendromun kadınlarda daha sık olmasına bağlı olabilir. PAAG'u olan ve yüksek GİB olan bayanların belli bir basınç düzeyinde, glokomatöz hasar geliştirme riski, erkeklere nazaran daha yüksektir (Arı, 2006).

***Irk-etnik köken:*** Afrikalılarda açık açılı glokom sıklığı beyazlara oranla yaklaşık 4 kat fazladır. Bu oran melez Afrikalılarda daha düşüktür. Çinlilerde açı kapanması glokomu sıklığı diğer ırklara göre fazladır. Siyah ırkta optik sinir başı perfüzyonunu bozan sistemik hipertansiyon ve orak hücreli anemi sıklığının fazla oluşu da katkıda bulunmaktadır (Arı, 2006).

***Yaş:*** Yaşla GİB bariz olarak artış gösterir. 30–39 yaş arasındaki populasyonda 23 mmHg ve üzerindeki GİB oranı % 1,2-5 iken 70-79 yaş arasında %10.9'a çıkmaktadır. Daha yeni bir çalışmada ise normal kabul edilen GİB 40 yaş altında 12±2 mmHg 40 yaş üstünde ise her dekat için bunun 1mmHg üstü olarak bildirilmiştir (Karakurt ve ark., 1995).

***Endokrin bozukluklar ve diyabet:*** Diyabette hem OSB'nda çanaklaşma hem de glokom görülme sıklığında artış bildirilmiştir. Hipofizer bozukluklarda da görülme sıklığı yüksek bulunmuştur(Karakurt ve ark., 1995).

***Hipertansiyon:*** NTG'da kardiyovasküler sistem ve hematolojik bozuklukların sık görüldüğü bildirilmiştir(Karakurt ve ark., 1995). 60 yaş altındaki hipertansiyonlu hastalar glokomdan korunurken bu yaş üstündekilerde ters etki gösterir ve olayı hızlandırır. Başlangıçta hipertansiyon perfüzyon artısı yaparken belli bir süre sonra mikrovasküler harabiyet sonucu optik sinirdeki perfüzyonun bozulmasına neden olur. Diyastolik perfüzyon basıncı 50 mm Hg altına düşmediği sürece PAAG ve hipertansiyon arasında pozitif ilişki gösterilememiştir. PAAG'da olguların %11.6' sında kan basıncı düşüktür. Hiperkoagülabilite, artmış trombosit agregasyonu,

hiperkolesterolemi gibi hematolojik ve kardiyovasküler bozukluklar da optik disk perfüzyonunu etkileyerek sinir harabiyetini arttırırlar (Arı, 2006).

***Migren ve vazospazm:*** Kan damarlarındaki periyodik vazokonstrüksiyon ile oluşan iskeminin glokomatöz hasarı başlattıgı kabul edilir. Migrende oküler kan akımında geçici degişiklik ve periferik vazospazm olması çok güçlü kanıtlar olmamasına rağmen bazı vakalarda glokom gelişmesine neden olabilir (Arı, 2006).

***Miyop:*** Yapılan geniş serili çalışmalarda yüksek miyop gözlerde glokomun görülme sıklığı normal popülasyondan çok daha yüksek bulunmuştur. 10 dioptrinin üzerinde glokom prevelansı yüksektir. Miyop ve glokomda benzer bağ dokusu değişiklikleri vardır, sklera gerilimi fazla olup, aralarında güçlü ailevi baz ve ortak genetik bağ mevcuttur. Miyopik gözlerde kısa aksiyel uzunluğu olan aynı GİB'na sahip hastalara göre lamina kriprosayı da içeren bölgelerde skleral gerilim daha fazladır (Arı, 2006).

***Hipermetrop:*** Hipermetropik şahısların akut açı kapanması glokomu geliştirme riskleri daha yüksek olsa da, GİB'na daha duyarlı değillerdir (Arı, 2006).

Leydhecker, risk faktörlerini incelemiş ve GİB çok yüksek, iki taraflı aile öyküsü olan, bozuk kooperasyonlu, 60 yaş üzerinde, anormal papilla bulgusu olan kalp damar hastalarının tedaviye dirençli olduklarını bildirmiştir(Karakurt ve ark., 1995).

Normal göz muayenesi sırasında tespit edilen anormal göz içi basıncı artışı hastalığın ilk belirtisi olabilir. Göz doktorunca düzenli aralıklarla yapılan muayeneler glokomun erken tanı ve tedavisi için en iyi yoldur (Anonim, 2007).

### 3.2.3. Glokomun teşhisinde kullanılan ölçüm ve yöntemler

1. Göz İçi Basıncı
2. Görme alanı muayenesi
3. Optik sinir başının değerlendirilmesi
4. Retina sinir lifleri fotografisi ana hatları ile inceleneceklerdir. (Önol, 1992).

Özellikle tetkikler sonucu sayısal veri olarak ifade edilebilen ve teşhiste önemli yer tutanlar aşağıdaki bölümlerde açıklanmıştır.

#### 3.2.3.1. Göz içi basıncı

Glokomun en kolay tanınan bulgusu, göz içi basıncı yüksekliğidir (Bilge ve Yıldırım, 1992).

Ön ve arka kamarayı dolduran hümör aközün kornea ve skleraya yaptığı basınçtır. Yapılan epidemiyolojik çalışmalarda ortalama 16±3 mmHg olarak saptanmıştır. Genellikle 10-21 mmHg arasındaki göz içi basıncı normal olarak kabul edilse de, günümüzde oküler hipertansiyon ve normotansif glokom kavramlarının tanımlanmasıyla beraber bu değerin kişiye göre değişebileceği anlaşılmıştır. Bu nedenle artık normal göz içi basıncı yerine, optik sinir başında hasar oluşturmayacak hedef göz içi basıncı kavramı glokom tedavimizin temeli haline gelmiştir(Öztürker, 2005).

Göz içi basıncı sabit bir değer olmayıp kalp atım hızı, solunum döngüsü ve günün değişen saatlerine göre oynamalar gösterir. Normalde 3-6 mmHg arasında değişim gösteren günlük dalgalanma, patolojik durumlarda 10 mmHg'ye kadar çıkabilir. Genellikle sabah erken saatlerde daha yüksek olma eğilimindedir(Öztürker, 2005).

**Santral kornea kalınlığı(SKK) ve göz içi basıncı:** Kornea, saydam ve esnek yapısı olan damarsız dokudur. Elips şeklinde olup, yatayda yaklaşık 12,5mm ve dikeyde 11,5mm çapındadır. Ortalama kalınlığı merkezde yaklaşık 500–550µm olup, bu kalınlık perifere doğru 700–900µm arasında değişmektedir. Korneanın göz içi yapılarını koruma, hava ve gözyaşı tabakası sayesinde gözün en önemli kırıcılık yüzeyini oluşturma görevleri vardır (Yıldız, 2009).

SKK ölçümleri GİB ölçümlerinin doğruluğu ile ilgilidir. Kalın veya ince kornealar için yapılacak düzeltme konusunda karışıklık söz konusudur. Yapısal olarak ince olan kornealar için düzeltme faktörünün 4-5 mmHg'dan fazla olması muhtemel değildir. Ancak kalın korneanın neden olduğu ölçüm hatası için üst sınır yoktur(Yıldız, 2009).

GİB'nın doğru olarak ölçülmesi glokom tanı ve tedavisinin en önemli basamaklarından birisidir. Goldmann aplanasyon tonometresi GİB ölçümünde kullanılan altın standartta bir alettir. Fakat 3,06 mm'lik santral kornea bölgesini düzleştirme yöntemi ile yapılan bu ölçümler SKK'ndan önemli oranda etkilenmektedir(Arı, 2006).

Pratik olarak SKK ölçümünde en sık kullanılan yöntem ultrasonik pakimetridir. Korneaya temas etmesi ve topikal anestezi dezavantajlarıdır. Tekrarlayan ölçümler sırasında gözyaşı film tabakasının değişikliği, korneal epitelyum tabakasının baskıya uğraması ve hücre sayısındaki değişiklikler klinik olarak pek anlamlı olmasa da ölçüm değerlerinde yaklaşık 5µm civarında hataya neden olabilir(Arı, 2006). Ultrasonik pakimetri ile SKK ölçüm tekniğinde temel prensipler şunlardır: Hasta oturur

pozisyondayken lokal anestezik damla damlatılır. Hasta karşıya baktırılır kornea santrali belirlenerek 3 kez ölçüm yapılır ve ortalaması alınır. Kornea santrali doğru tespit edilmelidir. Yanlış lokalizasyon yanlış ölçüme yol açacaktır. Normal SKK, optik pakimetriye göre 530±29 μm ve ultrasonik pakimetriye göre 544 ± 34 μm olarak saptanmıştır. İnce kornea düşük GİB ölçümüne neden olarak, gelecekte oluşabilecek glokom tanısını geciktirebilir, kalın kornea ise yüksek GİB ölçümüne neden olarak gereksiz tedaviye neden olabilir(Arı, 2006).

Doughty ve Zaman(2000) düzeltme için 2 ana kategori önermiştir. İlki çeşitli toplumlarda yapılan SKK ve GİB arasındaki ilişkiyi gösteren meta analizlere dayandırılmış bir çalışmadır. Bu çalışmada geçmiş 31 yılda yapılan çalışmalar kriter alınmış ve ortalama SKK'dan olan her 50 μm'lik sapma için normal gözlerde 1,1 mmHg, glokom ve glokom şüphesi olan kronik hastalarda ise 2,5 mmHg'lık farklılık oluşacağı bildirilmiştir. Akut başlangıçlı hastalıkta aynı miktar sapma için farklılık 10 mmHg'ya kadar çıkmaktadır. Düzeltme için diğer bir yöntem, aplanasyon ölçümlerinin manometrik ölçümlerle karşılaştırılmasıdır. Bununla ilgili yapılan çalışmalarda ise ortalamadan olan her 50 μm sapma için yaklaşık 3,5 mmHg'lık bir fark saptanmıştır (Yıldız, 2009).

Bu çalışmada Çizelge 3.1.'de verilen düzeltme katsayıları kullanılacaktır:

**Çizelge 3.1.** Düzeltme katsayıları

| Korneal Kalınlık (μm) | Düzeltme Değeri |
|---|---|
| 405 | 7 |
| 425 | 6 |
| 445 | 5 |
| 465 | 4 |
| 485 | 3 |
| 505 | 2 |
| 525 | 1 |
| 545 | 0 |
| 565 | -1 |
| 585 | -2 |
| 605 | -3 |
| 625 | -4 |
| 645 | -5 |
| 665 | -6 |
| 685 | -7 |
| 705 | -8 |

### 3.2.3.2. Görme alanı(GA) muayenesi

Karakurt ve ark. (1995)'nın tanımına göre görme alanı, göz bir noktaya odaklanmışken çevresinde görebildiği alandır ve üç boyutlu bir kavramdır. Bir başka söyleyişle görülemeyen alanla çevrelenmiş, algılayabildiğimiz uzay parçasıdır. Ayhan (2010)'a göre görme alanı ise, gözün retina tabakasının algıladığı uzaysal alana verilen isimdir. Görme alanı tepesinin yüksekliği ve şekli bireyler arasında farklı olup, kişinin yaşı, ortam aydınlığı, uyaranın süresi ve boyutu ile ilişkilidir.

Görme alanı muayenesi, glokomatöz sinir harabiyetinin tanısında ve tedavinin etkinliğinin takibinde en önemli testlerden biridir. Görme alanı testinin prensibi, sabit olarak aydınlatılmış bir zemin üzerinde bir uyarının görülebilmesi için gerekli olan en az ışık miktarının (ayırt edici ışık eşiği) tespitidir. Retina duyarlılığı ayırıcı ışık enerjisinin tersidir, yani retina yerleşiminde eşik değer düşük ise bu o bölgedeki yüksek duyarlılığı, tersi ise düşük duyarlılığı gösterecektir.

Normal bir gözde, ayırt edici ışık duyarlılığı görme alanındaki yerleşime göre değişir. Genellikle en fazla görme duyarlılığı foveayı[1] yansıtan fiksasyon noktasındadır. Daha çevresel yerleşimlerde duyarlılık yavaş yavaş azalır. Bu durum 3 boyutlu bir şekil olarak yansıtılırsa, görme alanı bir tepeye benzetilebilir. Bu tepenin en üst noktası foveaya uyar, küçük ve derin çöküntü bölgesi ise fotoreseptör tabakasının olmadığı optik diski gösterir (kör nokta).

Görme alanı ölçümünde kinetik ve statik olarak iki tetkik kullanılır. Kinetik perimetri, görülmeyen alandan görülebilir alana hareket eden bir test objesinin ilk görüldüğü noktanın kaydedilmesi tekniğidir. Statik perimetri, eşik üstü ya da eşik gösterimler kullanılarak sabit test objelerinin gösterilmesidir(Arı, 2006) .

Glokomda optik sinir lifleri kayba uğradıkça, bu liflerin kaynaklandığı retina gangliyon hücreleri de ölmektedir. Yeterli sayıda gangliyon hücre kaybı o sahada görsel fonksiyonları bozarak perimetrik ölçümlerde GA defekti ortaya çıkmaktadır. (Ayhan, 2010).

[1] Gözbebeğimizin tam arkasında, retinanın tam ortasında odak noktasındaki sarı noktanın(makulanın) merkezindeki çukur. http://liberteryen.org/2011/07/fovea/

### 3.2.3.3. Optik sinir başının(OSB) değerlendirilmesi

Optik sinir başı görünümü önemli bir glokom göstergesidir. Optik diskteki cup/disk oranı ne kadar büyükse görme alanı kaybı da o kadar fazla olur. Glokom hasarı oluşması için cup/disk oranı risk faktörüdür(Arı, 2006). Optik disk başında çukurlaşma ya da fizyolojik çukurlukta genişleme, damarlarda dirseklenme ve itilme, renk değişimi, hemorajiler ve sinir lifi tabakasında atrofi glokoma ait tipik bulgulardır(Öztürker, 2005).

İlk kez Müller tarafından glokomda optik sinir başının çukurlaşmasının en sabit bulgu olduğu tarif edilmiş ve glokomda optik sinir başında en erken değişikliklerin lamina kribrozada[2] başladığı gösterilmiştir (Yıldız, 2009).

Britton ve ark (1987) ile Jonas ve ark (1999)'na göre glokom hastalığının tanısında OSB' de oluşan değişiklikler tanı koymada en değerli parametredir. Çünkü GA'da herhangi bir patoloji izlenmeden önce OSB'de değişiklikleri izlemek mümkün olur. Optik diskin ortalama alanı 2,1-2,8 $mm^2$ arasında değişmekte ve bireysel farklılıklar göstermektedir. Bu farklılık, beyaz ırkta 0,8-6 $mm^2$ gibi geniş bir aralıkta izlenmektedir (Ayhan, 2010).

Ortalamanın iki standart deviasyonundan daha büyük olan diskler büyük disk, ortalamanın iki standart deviasyonundan daha küçük olan diskler ise küçük disk olarak adlandırılmaktadır. Büyük OD'li gözlerin, küçük OD' li gözlere göre glokoma bağlı sinir lifi kaybına daha yatkın olabileceği gibi küçük OD' li gözlerde, sinir liflerinin dar alanda sıkışması ve sinir lifi sayısının büyük OD' li gözlere göre daha az olmasından dolayı basınca daha duyarlı olabileceği düşünülmektedir (Ayhan, 2010).

Jonas ve ark.'nın 1988 de yaptığı bir diğer çalışmayı Ayhan(2010) şöyle özetler; retina sinir liflerinin OSB' deki görüntüsü nöröretinal rim(NRR) olarak adlandırılır ve glokom tanı ve takibinde önemli bir parametredir. OD' nin dikey oval ve optik çukurun yatay oval şekli nedeniyle, NRR en geniş olarak inferior disk bölgesinde izlenir ve bunu sırayla süperior, nazal ve temporal disk bölgesi izler. Bu durum "İSNT" kuralı olarak isimlendirilmiştir. NRR, optik çukurlaşma gibi disk büyüklüğüne bağlı değişiklik göstermekte, büyük disklerde küçük disklere nazaran daha geniş izlenmektedir. Glokomda NRR' de bölgesel incelme veya kayıp olmaktadır. Erken dönemde önce inferotemporal ve superotemporal bölge etkilenirken, orta derecede hasarda temporal bölge etkilenir. İleri evre glokomda, rim kalıntıları esas olarak nazal kısımdadır. Bu

[2] Scleranın liflerin göz küresini terk ettiği kısmında bulunan elek gibi delikli bir yapıya sahip, oldukça zayıf bir bölgesidir. pdf_EAJM_239

sıralama, erken glokomatöz GA defektlerinin üst nazal kadranda oluşmaya başlaması ve son evre glokomda alt temporal bölgede adacık kalması seklinde GA defektlerinin ilerlemesi ile ilişki gösterir.

**Optik kohorens tomografi (OCT):** OCT, biyolojik doku katmanlarını, mikron düzeyinde yüksek çözünürlükte tomografik kesitler alarak görüntüleyen tıbbi görüntüleme ve tanı yöntemidir. Dokulara gönderilen ve farklı doku katmanlarından geri yansıyan ~800 nm dalga boyundaki infrared ışığın yansıma gecikme zamanını ve şiddetini ölçerek, dokuların ve patolojilerinin B mod ultrasonografiye benzer bir şekilde, ondan çok daha yüksek çözünürlükte (1-15 μm) kesit görüntülerinin alınmasına olanak tanır (Ayhan, 2010).

### 3.2.3.4. Retina tomografisi

Retina sinir liflerinin oftalmoskopik görünümünü ilk kez 1913'de Vogt belirlerken, Hoyt bu liflerdeki defektlerin glokom tanısındaki önemini 1973 de bildirmiştir. Görme alanında Goldman tipi perimetri ile defektler oluşmadan retina sinir lifi defektleri 1977'de Sommer ve ark tarafından gösterilmiştir. Benzer bir çalışma ile Quigley, optik disk çanaklaşmasından önce yine aynı defektleri 1980'de bildirmiştir.

Retina sinir liflerinin anomalileri normal popülasyonda %3, glokom şüphelilerde %12 ve görme alanı defektleri bulunan glokomlularda %84 oranındadır. Geniş bir seride yapılan çalışmada sinir lifleri fotografisi, glokomun erken değişikliklerini spesifik olarak %80-90 oranında ortaya koymuştur (Önol, 1992).

Retina tomografisi arka segmentin üç boyutlu görüntülerinin elde edilmesinde ve analizinde kullanılan yeni bir teknolojidir ve özellikle optik sinir başının üç boyutlu görüntüsünün elde edilmesinde kullanılmaktadır. Elde edilen bilgilerin bilgisayar ortamında analizi ile optik sinir başı ve çukurluğun alanı, dikey ve yatay çukurluk/disk oranı, rim yüzey alanı çukurluk/disk yüzey alanı, rim hacmi, ortalama ve en fazla çukurluk derinliği ve çukurluğun üç boyutlu görünümü hakkında fikir edinilebilmektedir. Bu alanda son dönemde geliştirilen Heidelberg Retina Tomografisi tüm dikkatleri üzerine çekmiştir. En önemli özelliği derinlik ve görüntü çözünürlüğünün artmış olmasıdır(Arı, 2006).

**HRT (Heidelberg Retinal Tomografi) :** Günümüzde sinir lifi tabakasının kalınlığını ve optik sinir başının topografik özelliklerini gösteren Heidelberg Retinal Tomografi günümüzde en çok kullanılan görüntüleme yöntemlerinden biridir (Anonim, 2003).

Heidelberg retina tomografi–1 (HRT–1) ışık kaynağı olarak 670nm dalga boyunda diyot lazer kullanılan bir konfokal tarayıcı lazer oftalmoskoptur. Lazer kaynağından retinanın belli bir bölgesine gönderilen ısın demeti yansımaya uğrayarak ışığa duyarlı detektörler tarafından toplanır. Sonuçta konfokal lazer tarayıcı sistem gerçek 3 boyutlu bir imaj sağlar. Bu üç boyutlu görüntü özel bilgisayar programları yardımıyla topografik görüntü haline çevrilir(Ayhan, 2010).

HRT, gözde üç boyutlu görüntüleri almak ve analiz etmek için kullanılır. Optik aks (z aksı) boyunca gönderilen ışının yönü, aletin içinde salınım hareketi yapan aynalar tarafından belli aralıklarla saptırılarak optik eksene dik (x ve y aksı) olacak şekilde yön değiştirilerek, retina iki boyutlu kesitler halinde taranır. Her noktadan yansıyan ışın miktarı bir dedektör yardımı ile ölçülür. Konfokal optik sisteminde, dedektörün önüne küçük bir diyafram yerleştirildiği için odak alanının dışına yansıyan ışınlar engellenirken, sadece odak düzleminden yansıyan ışınlar ölçülür. Odak düzleminin farklı yerlerinden bir dizi optik kesit görüntüsü alınarak, çok katmanlı üç boyutlu görüntüler elde edilir. Üç boyutlu görüntülerde, yansıyan ışının miktarının dağılımından retina yüzeyinin noktasal olarak yüksekliği saptanır. Sonuçta, yükseklik ölçümlerini gösteren bir matris haritası elde edilir. Bu matris haritası, retina yüzeyinin üç boyutlu özelliklerinin niceleyici olarak tespit edilmesini sağlar(Ayhan, 2010).

Bu optik prensiplere göre üretilen HRT, ilk tarayıcı lazer oftalmoskop olarak 1991 yılında glokom tanısında kullanılmaya başlanmıştır. 1999 yılında Heidelberg Eye Explorer (HEYEX) bilgisayar programı ile HRT II üretilmiş ve son olarak, 2005 yılında Advanced Glaucoma Analysis 3.0 sistemi ilavesi ile HRT 3 glokom tanı ve takibinde yerini almıştır(Ayhan, 2010).

Günümüzde kullanılan alet, dört mm'lik derinlik alanında her bir mm'de 16 olmak üzere toplam olarak 64 görüntü planı oluşturur. Görüntülerin analizinde iki tip harita oluşturulur(Ayhan, 2010).

**Topografik Harita:** Lokal yükseklik ölçümü 384x384=147.456 piksel alan üzerinden yapılır. OD ve retinanın yüzey kontürünün yükseklik bilgilerine göre yalancı bir renk kodlama haritası oluşturulur. Karanlık alanlar kabarık bölgeleri, aydınlık alanlar ise derin bölgeleri ifade eder. Buna göre optik disk çukurluğu en aydınlık

bölgedir. Bu yalancı renk kodlamasına göre yüksek alanlar koyu kırmızı, derin alanlar ise açık sarı renktedir. OD'nin topografik görüntüsü üç boyutlu olarak da izlenebilir.

**Yansıma (Reflectance) Haritası:** Işığın, retina yüzeyinden yansıma derecesine göre yalancı bir renk kodlaması oluşturulur. 384x384=147.456 piksel alan üzerinden yüksek yansıma gösteren alanlar açık renk, düşük yansıma gösteren alanlar ise koyu renk olarak derecelendirilir. Buna göre yüksek yansıma gösteren OD çukurluğu açık renk iken, düşük yansıma gösteren retinal yüzey daha koyu renktedir. Yansıma imajı özellikle kontür çiziminde kullanılır. Kontür Çizimi yansıma haritası üzerinde optik sinirin kenarlarının belirlenmesi işlemine denir. Kontürün düzgün çizilmesi ölçümlerin doğru çıkmasında en önemli basamaklardan birisidir.

Kontür çizgisi kabul edildikten ve referans planı oluşturulduktan sonra alet tarafından stereometrik parametreler hesaplanır. Standart yazılımda 22 adet stereometrik parametre vardır. Bunlar(Ayhan, 2010);

**1. Disk Alanı (Disc Area - DA):** Kontür çizgisi içindeki disk alanıdır. Normal populasyonda DA çok önemli varyasyonlar gösterir. Bu durum glokom tanısının konulmasını zorlaştıran bir durumdur. Stereometrik parametrelerin değerlendirilmesi sırasında daima DA göz önünde tutulmalıdır. Küçük OD' ler glokomlu olsalar bile çukurluk alanı normalden daha düşük olabilir. Büyük OD' lerde de çukurluk alanı fazla olmasına rağmen glokomatöz harabiyet oluşmamış olabilir. DA'ya göre disk boyutunun sınıflaması: Küçük disk: 1.6 $mm^2$ altında; normal (average) disk: 1.6-2.6 $mm^2$; büyük disk: 2.6 $mm^2$ üstünde şeklinde yapılmaktadır.

**2. Çukurluk alanı (Cup area - CA):** OD çukurluğunu ifade eder ve kontür çizgisi ile çevrelenmiş, referans planının altındaki kısımdır. Referans planı altındaki kırmızı bölge olarak renklendirilmiştir.

**3. Nöroretinal halka alanı (Rim Area- RA):** Kontür çizgisi ile çevrelenmiş referans planı üstündeki bölgedir. Eğimli bölge mavi ve yatay bölge yeşil olarak renklendirilmiştir.

**4. Çukurluk/disk oranı (Cup/Disc Area Ratio):** Çukurluk(Cup) alanının disk alanına oranıdır (Gencer, 2008). Cup çapının disk çapına bölünmesi ile elde edilen ondalık değerdir. Değer 1'e ne kadar yakın olursa, kayıp o oranda büyüktür. Nöroretinal rimin kaybolmaya başlaması özellikle diskin üst ve alt kutuplarında meydana geldiğinden, dikey cup/disk oranı normalden sapmayı ölçmek için yatay orana göre daha uygun bir yöntemdir (Anonim, 2003).

Genel optik disk büyüklüğü eşit olarak, gözler arası cup/disk oranındaki farklılık doku kaybının açık göstergesidir ve bu nedenle kayba uğramış olma olasılığı son derece yüksektir. Diskin gerçek büyüklüğü bilinmiyorsa, cup büyüklüğünün cup/disk oranı olarak ifade edilmesinin (C/D) yararı sınırlıdır. Normal popülasyonun %5'inden azında, C/D > 0.65 olarak bulunmuştur(Anonim, 2003).

Oftalmoskopi ile muayenede en çok kullanılan çanaklaşma göstergesi cup/disc=c/d oranıdır.(5) Diğer bir deyişle klinik uygulamada optik diski değerlendirmek için en fazla kullanılan parametredir. Yapılan çalışmalar oftalmoskopik muayenede C/D alanı oranlarındaki dalgalanmaların gözlemciler arasında %25-35, aynı gözlemcinin farklı muayeneleri arasında %5-15 oranında değiştiğini göstermiştir (Gencer, 2008).

**5. Nöroretinal halka/disk alanı oranı (Rim/Disc Area Ratio):** Nöroretinal halka ile disk alanı arasındaki orandır.

**6. Çukurluk hacmi (Cup Volume):** OD çukurluğunun hacmidir. Kontür çizgisi ile çevrili ve referans planı altında kalan alandır.

**7. Nöroretinal halka hacmi (Rim Volume):** Referans planı üstünde ve kontür çizgisi içinde kalan alanın hacmidir. Topografik imajda yeşil (yatay) ve mavi (eğimli) bölgeler olarak belirtilirler.

**8. Ortalama çukurluk derinliği (Mean Cup Depth):** Kontür çizgisi içinde optik disk çukurluğunun ortalama derinliğidir.

**9. Maksimum çukurluk derinliği (Maximum Cup Depth):** Kontür çizgisi içinde optik disk çukurluğunun maksimum derinliğidir.

**10. Yükseklik değişim şekli (Height Variation Contour):** Kontür çizgisi boyunca retinal yüzey yükseklik değişimleri veya en yüksek ve düşük noktalar arasındaki farktır. Referans planından bağımsızdır.

**11. Çukurluk şekil ölçümü (Cup Shape Measure):** OD çukurluğunun üç boyutlu şeklinin ölçümüdür Matematiksel olarak (-) değer normali, (+) değer ise glokom ihtimalini gösterir.

**12. Ortalama retina sinir lifi tabakası kalınlığı (Mean RNFL Thicknes):** Kontür çizgisi boyunca ortalama RSLT kalınlığıdır. Yani referans planı ile retinal yüzey arasındaki mesafedir.

**13. Retina sinir lifi tabakası çapraz kesit alanı (RNFL Cross Sectional Area):** Kontür çizgisi boyunca RSLT kalınlık alanını ifade eder.

**14. Lineer çukurluk/disk oranı (Linear Cup/Disc Ratio) :** Ortalama çukurluk/disk çap oranıdır. Başka bir deyişle çukurluk/disk alan oranının karekökü dür.

**15. Maksimum kontür yüksekliği (Maximum contour elevation):** Kontür çizgisi boyunca peripapiller retinal yüzeyinin ortalama yüksekliğine bağımlı olarak saptanan en yüksek retinal yüzeyi ifade eder.

**16. Maksimum kontür düşüklüğü (Maximum Contour Depression):** Kontür çizgisi boyunca retina yüzeyinde peripapiller retinal yüzeyin ortalama yüksekliğine bağımlı olarak saptanan en düşük yerdir.

**17. Şekil çizgisi modülasyonu (Contour Line Modulation):** Temporal kadran ile temporal superior oktant (dairenin 1/8 i) bölgeleri boyunca retina yüzey çizgisi ortalama yükseklik farklılıklarını ifade eder.

**18. Şekil çizgisi modülasyonu (Contour Line Modulation):** Temporal kadran ile temporal inferior oktant boyunca retina yüzey çizgisi ortalama yükseklik farklılıklarıdır.

**19. FSM ayırımlı fonksiyon değeri (FSM Discriminant Function Value):** Pozitif değer saptandı ise optik sinir bulguları normaldir.

**20. RB ayırım fonksiyon değeri (RB Discriminant Function Value):** Pozitif değer saptandı ise optik sinir bulguları normaldir.

**21. Ortalama değişkenlik (Average Variability) :** Kontür çizgisi içinde bulunan tüm noktaların ortalama değişkenlikleridir.

**22. Referans yüksekliği (Reference Height):** Peripapiller retinal yüzey ortalama yüksekliğine göre referans planının lokalizasyonunu verir.

Hastaların takibinde, sayılan parametrelerden RA, RV, HVC, ortalama RSLT kalınlığı, CSM' nin daha önemli olduğu bildirilmektedir. Ancak, gözler arasındaki değerler açısından fizyolojik değişkenlik olduğu, normal gözle hafif, orta ve ileri düzey glokomdaki parametre değerlerinin çakışabileceği unutulmamalıdır. Bu nedenle, muayene edilen gözün normal ya da glokom olup olmadığına ileri düzeyde durumlar dışında tek bir parametre değeriyle karar verilemez. Birkaç parametre birlikte değerlendirilmelidir.

# 4. MATERYAL VE YÖNTEM

Bu çalışmada 84 hasta, 84 sağlıklı bireye ait olmak üzere toplam 168 kayıttan yararlanılacaktır. Söz konusu kayıtlar Pamukkale Üniversitesi Göz Hastalıkları Anabilim Dalından alınmıştır. Kayıtların 90 tanesi kadın, 58 tanesi erkek bireylere aittir. Bireylerin yaşları ise 26-80 aralığında değişmektedir. Pamukkale Üniversitesi Göz Hastalıkları Anabilim Dalı doktorlarından Doç. Dr. Avni Murat AVUNDUK ve Arş. Gör. Dr. Kemal YAYLA tarafından glokom hastalığının teşhisinden önemli yer tutan 8 adet parametre, makine öğrenmesi yöntemlerinde giriş olarak kullanılmak üzere seçilmiştir. Bu parametreler Çizelge 4.1.'de gösterilmiştir.

**Çizelge 4.1.** Makine öğrenmesi yöntemlerinde giriş olarak kullanılacak parametreler ve normal aralıkları

| Seçilen Parametreler | Normal Değer Aralıkları |
|---|---|
| Göz içi basıncı değerleri | 10-21 mmHg |
| Santral Korneal Kalınlık Değerleri | 545 um |
| Disk Area | 1,63-2,43 $mm^2$ |
| Cup Area | 0,11-0,68 $mm^2$ |
| Rim Area | 1,31-1,96 $mm^2$ |
| C/D Lineer | 0,36-0,80 |
| Mean RNFL Thickness | 0,18-0,41 |
| Yaş | 40 altı |

Aşağıda bu çalışmada kullanılacak makine öğrenmesi yöntemleri verilmiş, teorik temelleri açıklanmıştır.

- Destek Vektör Makineleri (DVM/SVM)
- Yapay Sinir Ağları (YSA/ANN)
- Karar Ağaçları

## 4.1. Destek Vektör Makineleri (DVM/SVM)

DVM, istatistiksel öğrenme teorisi ve yapısal riski en aza indirme ilkesine dayanan, sınıflandırma ve regresyon problemlerinin çözümü amacıyla ortaya atılmış bir öğrenme yöntemidir (Eray, 2008). DVM'nin dayandığı teori, Vladimir Vapnik ve Alexey Chervonenkis tarafından 1960'lı yıllarda başlatılıp 1970'li yıllarda gelişen

başarılı bir çalışmanın ürünüdür. Ancak, ilk başarılı uygulamaları 1990'lı yıllarda gerçekleştirilmiş olup, bu uygulamalardan sonra matematikçilerin ve yapay zeka (Artificial Intelligence - AI) bilim adamlarının ilgi odağı olmuştur (Karagülle, 2008).

DVM, herhangi bir sınıflandırma ya da regresyon problemini, bir karesel programlama problemine dönüştürerek yerel çözümlere takılmadan çözerler. Yerel çözümlere takılmama özelliği, DVM'nin diğer tekniklere göre sahip olduğu avantajlardan biridir. Ayrıca DVM, oldukça yüksek genelleme yapabilme yeteneğine sahiptir (Eray, 2008). Genelleştirebilme özelliği DVM'yi diğer tekniklere göre(YSA, karar ağacı vs..) iyi bir alternatif yapmaktadır. Destek vektörü öğrenme, basit fikirler üzerine kurulma ve pratik uygulamalarda yüksek performans göstermesi bakımından oldukça kullanışlıdır. DVM'lerde kullanılacak örnek sayısı önemli değildir. DVM eğitim esnasında görülmemiş verileri de sorunsuz olarak sınıflandırır (Karagülle, 2008).

Son zamanlarda ise örüntü tanıma, yüz bulma ve tanıma, veri madenciliği, dil yapısını inceleyen mantıksal programlamalarda, uçak alt basınç profillerinin modellenmesi, biyoloji ve diğer bioinformatik uygulamalarda, gen analizlerinde ve proteinlerin sınıflandırılmasında DVM kullanılmaya başlanmıştır (Karagülle, 2008). SVM'nin uygulama alanlarına örnek olarak, el yazısı tanıma, yüz tanıma, 3-boyutlu nesne tanıma, ses tanıma, konuşmacı tanıma, metin sınıflandırma verilebilir (Eray, 2008).

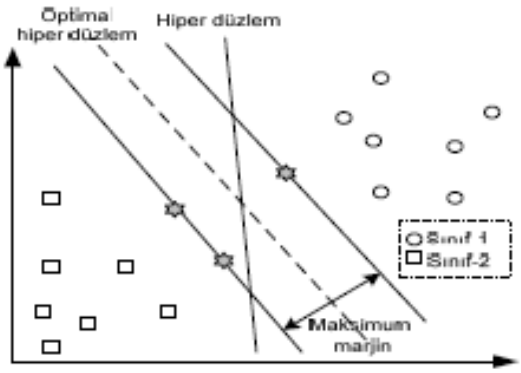
DVM'nin temel mantığı doğrusal olarak ayrıştırılabilen veri yapıları için en iyi ayırıcı düzlemin belirlenmesidir (Karagülle, 2008). DVM sınıflandırıcıları, margin'i (aralığı) maksimum yapan bir en uygun (optimal) ayırıcı düzlemi oluşturmaya çalışır. Burada bahsedilen margin kavramı, ayırıcı düzlemden, en yakın veri noktasına olan minimum uzaklığı tanımlamaktadır (Eray, 2008). Diğer bir deyişle sadece iki sınıfın bulunduğu bir sınıflandırma probleminde DVM iki sınıf arasındaki sınırı maksimize eden optimal ayırt etme yüzeyini belirler, yani eğitim kümesi ile ayırt etme yüzeyine en yakın noktaların arasındaki mesafeyi maksimize eder (Eren, 2008).

DVM sınıflandırıcısı maksimum aralık sınıflandırıcılarından birisi olarak da tanınır. VC boyutu ve aralıklar arasındaki bağlantının kurulması pratik uygulamalar için gereklidir. Boyutu $n$ olan bir uzayda eğitim örnekleri aşağıdaki formülde belirtilen yapıda bir ayırıcı fonksiyon ile birbirlerinden ayrılabilir (Çomak, 2008).

$$f(x) = w.x + b = 0 \qquad (4.1)$$

Pratikte karşılaşılan uygulamalar karmaşıktır ve teorik olarak çözülmesi zordur. Verilerin bir bolumu doğrusal olarak ayrılabilen bir yapıdayken bir bolumu de doğrusal olarak ayrılamayabilir. DVM yöntemi bu zorlukları ortadan kaldırarak oldukça karmaşık olan problemlere çözüm getirir(Eren, 2008). Doğrusal olarak ayrıştırılamayan veri yapıları dönüşüm tekniği ile farklı bir boyuta taşınarak çözülür (Karagülle, 2008).

DVM'lerde dönüşüm, düşük boyutlu bir giriş uzayından alınan vektörler yüksek boyutlu bir diğer uzaya doğrusal olmayan bir biçimde taşınarak yapılır. Bu dönüşümü belirleyen bir çekirdek (kernel) ile dönüşümü uygulayan sistem, makine veya ağ, tanımlanır. Sınıflama yapılırken yüksek boyutlu uzaya taşınan vektörler doğrusal olarak ayrılabilir duruma gelir. Ayrıştıran düzlemler içerisinde sınıflara uzaklığı en çok olan en uygun doğrusal ayrıştırıcı olarak belirlenir. Yüzeye en yakın vektörler belirlenerek en yakın uzaklık tespit edilir. Destek vektörler olarak adlandırılan bu vektörler ayrıştırıcı düzlemi belirlerler(Eren, 2008). Şekil 4.1.'de DVM destek vektörleri ve optimal ayırıcı düzlemin gösterilmiştir.




**Şekil 4.1.** SVM(DVM) destek vektörlerinin ve optimal ayırıcı düzlemin gösterimi

Destek Vektör Makinelerinde karşılaşılabilecek iki durum, sınıflandırma yapılırken verilerin lineer olarak ayrılabilecekleri bir yapıda olması veya lineer olarak ayrılamayan yapıda olmasıdır. Ancak, gerçek yaşam problemlerinin büyük çoğunluğu birçok farklı bileşenden oluşan problemlerdir ve lineer olarak ayrılmış bir yapı halinde karşımıza çıkmazlar. Lineer olarak ayrılmış olan veriler arasında direkt olarak maksimum sınırın bulunması oldukça kolaydır, ancak lineer olarak ayrılamayan veriler öncelikle lineer olarak ayrılabilecekleri farklı bir uzaya aktarılmalıdırlar. (Gürsoy, 2009).

### 4.1.2. Lineer ayrılabilen veri kümeleri için DVM

DVM sınıflandırma işleminde oluşturulmaya çalışılan ayırıcı düzlem, sınıflandırma probleminde eğitme verisini hatasız bir şekilde ayırma yeteneğine sahip doğrusal bir fonksiyondur. İçeriğinde *n* tane örneklem barındıran bir eğitme veri seti üzerinde durulsun.

$(x_1,y_1), \ldots ,(x_n,y_n), x \in R^d, y \in \{+1,-1\}$ (4.2)

Bu eğitme verileri uygun $w$ ve $w_0$ katsayılarıyla şu ayırıcı düzlem karar fonksiyonu yardımıyla ayrılabilir;

$D(x) = (w \times x) + w_0$ (4.3)

Ayırma düzlemi *n* sayıda veri örneğinin ayrılmasını tanımlayan şu koşulları yerine getirir (Çomak, 2008);

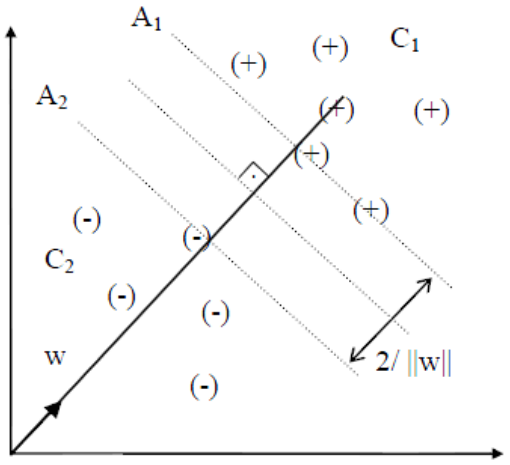
$(w \times x_i) + w_0 \geq +1$ eğer $y_i = +1$ (4.4)

$(w \times x_i) + w_0 \leq -1$ eğer $y_i = -1, \quad i = 1, \ldots ,n$ (4.5)

4. 4 formundaki formülleri tek formüle indirilirse;

$y_i [(w \times x_i) + w_0] \geq +1, \qquad i = 1,\ldots,n$ (4.6)

Eşitsizlik 4.6'i sağlayan hiperdüzlemin iki tarafındaki en yakın örneklere olan dik uzaklıkları toplamı sınır olarak adlandırılır. Sınırı maksimum yapan hiperdüzlem optimum ayırıcı hiperdüzlemdir (Şekil 4.2). Optimum ayırıcı hiperduzlemi bulmak için uygun $w$ ve $w_0$ değerleri hesaplanır (Eren, 2008).




**Şekil 4.2** Doğrusal Ayrılabilme Durumunda Optimum Ayırıcı Hiperdüzlem

Şekil 4.2.'de $C_1$ve $C_2$ sınıflarını ayıran birbirine paralel $A_1$ ve $A_2$ hiperdüzlemleri gösterilmiştir. C1 sınıfını ayıran A1 hiperdüzlemini oluşturan eşitsizlik (4.4) eşitsizliği ile, $C_2$ sınıfını ayıran $A_2$ hiperdüzlemini oluşturan eşitsizlik ise (4.5) eşitsizliği ile tanımlanmıştır. Bu durumda A1 hiperdüzleminin orijine olan uzaklığı |1-b|/||w|| ve A2 hiperdüzleminin orijine olan uzaklığı |-1-b|/||w|| olmaktadır. Bu iki hiperdüzlemin optimal hiperdüzleme uzaklıkları ise 1/||w|| kadardır, yani iki örnek kümesi arasındaki uzaklık 2/||w|| kadardır. Bu iki hiperduzlem arasındaki maksimum uzaklık ise en küçük ||w|| değerinin tespitiyle bulunabilir. DVM yöntemiyle yapılmaya çalışılan bu iki hiperduzlemin arasındaki uzaklığın (sınırın) maksimum olmasını sağlamaktır.

Burada $A_1$ ve $A_2$ hiperdüzlemleri arasında eğitim verilerine ait hiçbir örneğin olmadığına da dikkat çekilir.

Maksimum sınırın bulunması $\frac{1}{2}\|w\|^2$ için ifadesinin en küçük değeri şu koşulla beraber bulunmalıdır:

$$y_i (w\, x_i + b) \geq +1, \forall i \qquad (4.7)$$

Bu problem ikinci dereceden optimizasyon problemidir ve çözümü için problemin Lagrange formülasyonu yapılır. Bunun yapılması iki yönden kolaylık sağlar.

Birincisi Lagrange formülasyonu yapılarak Lagrange çarpanlarının hesaplanması daha kolaydır. İkincisi ise doğrusal ayrılamayan durumlar için de genelleştirilmesi bakımından daha uygundur. Problemin Lagrange formülasyonu eşitlik 4.8'de verilmiştir.

$$L_P = \frac{1}{2}\|w\|^2 - \sum_{i=1}^{N} \alpha_i y_i (w x_i + b) + \sum_{i=1}^{N} \alpha_i \quad (4.8)$$

Eşitlik 4.8'de verilen $\alpha_i$ değerleri pozitif Lagrange çarpanlarıdır. Ancak 4.8'de ifade edilen formülasyonun çözülmesi oldukça karmaşıktır ve Karush-Kuhn-Tucker (KKT) koşulları kullanılarak dual problemine dönüştürülerek çözülebilir. Çözüm için gerekli KKT koşullar eşitlik 3.9 ve 3.10'da verilmiştir.

$$\frac{\partial L_P}{\partial w} = 0 \quad \Rightarrow \quad w = \sum_i \alpha_i y_i x_i \quad (4.9)$$

$$\frac{\partial L_P}{\partial b} = 0 \quad \Rightarrow \sum_i \alpha_i y_i = 0 \quad (4.10)$$

Bu koşullar 4.8'de yerlerine yazılırsa eşitlik 4.11 ve 4.12 elde edilir.

$$L_d = \sum_i a_i - \frac{1}{2} \sum_{i.j} a_i a_j y_i y_j x_i x_j \quad (4.11)$$

$$\alpha_i \geq 0, \quad \forall i \quad (4.12)$$

Görüldüğü gibi her eğitim örneği için bir tane Lagrange çarpanı vardır. Çözümde elde edilen Lagrange çarpanlarının büyük bir kısmının değeri sıfır olacak ve geriye kalan pozitif $\alpha_i$ değerli $x_i$ vektörleri destek vektörleridir. Bu vektörler $A_1$ veya $A_2$ hiperdüzlemlerinin üzerindedirler. Lagrange çarpanı sıfır olan örnekler ise $A_1$ veya $A_2$ hiperdüzlemlerinin gerisinde kalan örneklerdir (Eren, 2008).

### 4.1.2. Lineer belirli oranda hata ile ayrılabilen veri kümeleri için DVM

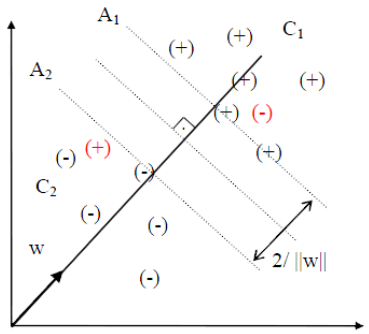
Bir önceki bölümde belirtilen işlemler eğitim örneklerinin ayrılabilir olması durumunda kullanılabilmektedir. Örneklerin doğrusal olarak ayrılabilir durumda olmadığı durumlarda problemin çözümü için eğitim hatasının sapması olan , 1, 2, ....., i $\xi_i$ = N kullanılır. Eşitsizlik 4.4 ve 4.5'teki koşulları bu sapmalar ile yeniden tanımlayacak olursak 4.13, 4.14 ve 4.15 eşitsizlikleri elde edilir.

$$y_i = +1 \quad için, \qquad wx_i + b \geq +1 - \xi_i \tag{4.13}$$

$$y_i = -1 \quad için, \qquad wx_i + b \geq -1 + \xi_i \tag{4.14}$$

$$\xi_i \geq 0, \quad \forall i \tag{4.15}$$

$x_i$ örneğinin yanlış sınıflandırılmış olması için $\xi_i \geq 1$olmalıdır. Diğer durumlarda doğru sınıflandırılmış fakat $0 < \xi_i < 1$ olması durumunda Şekil 4.3.'deki $A_1$ ve $A_2$ hiperdüzlemleri arasında yer alıyor demektir.




**Şekil 4.3.** Doğrusal Ayrılamama Durumunda Optimum Ayırıcı Hiperdüzlem

Doğrusal olarak ayrılamama durumunda sisteme C üst sınırı eklenir. Lagrange çarpanlarının alabilecekleri maksimum değeri olan bu üst sınır, bu çarpanların $0 \leq \alpha_i \leq C$ aralığında kalmasını sağlar. Bu durumda Lagrange formülasyonu olarak eşitlik 4.16 ifadesi elde edilir.

$$L_p = \frac{1}{2}\|w\|^2 + C\sum_i \xi_i - \sum_i \alpha_i \{y_i(wx_i + b) - 1 + \xi_i\} - \sum_i \mu_i \xi_i \tag{4.16}$$

Burada $\mu_i$ değerleri, $\xi_i$'nin pozitif olmasını sağlamak için kullanılmış olan Lagrange parametreleridir. Bu formülasyonun da çözülmesi zordur ve doğrusal ayrılabilir problemlere benzer şekilde dönüşümler yapılarak çözülür. Benzer şekilde bu probleme de KKT şartları uygulanarak;

$$\frac{\partial L_P}{\partial w} = w - \sum_i \alpha_i y_i x_i = 0 \tag{4.17}$$

$$\frac{\partial L_P}{\partial b} = -\sum_i \alpha_i y_i = 0 \tag{4.18}$$

$$\frac{\partial L_P}{\partial \xi_i} = C - \alpha_i - \mu_i = 0 \tag{4.19}$$

eşitsizlik 4.17, 4.18 ve 4.19'da verilen ifadeleri elde edilir. Bunlar eşitlik 4.16'ya uygulanarak;

$$L_d = \sum_i \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i.j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i x_j \tag{4.20}$$

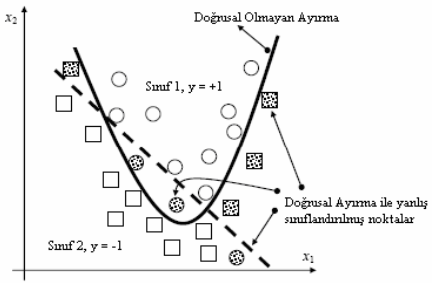
$$0 \leq \alpha_i \leq C, \qquad \forall i \tag{4.21}$$

Eşitlik 4.20 ve 4.21'deki ifadeler elde edilir. $0 < \alpha_i < C$ aralığında yer alan Lagrange çarpanlarına karşılık gelen $x_i$ vektörleri destek vektörleridir(Eren, 2008).

### 4.1.3. Lineer olmayan veri kümeleri için DVM

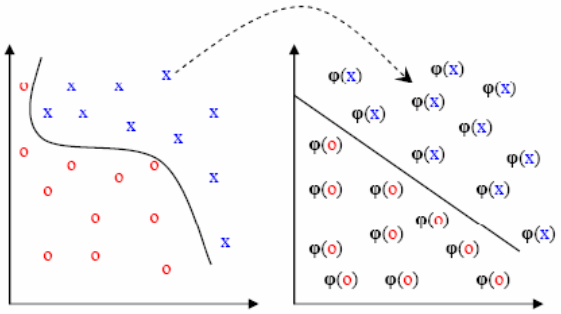
Gerçek-dünya problemlerinin büyük çoğunluğu birçok farklı bileşenden oluşan problemlerdir ve bu problemlerde veriler doğrusal olmayan karar yüzeyleri ile modellenebilir. Doğrusal olmayan problemlerin çözümünü bulmanın yolu, çekirdek fonksiyonları ile örneklerin öncelikle daha yüksek boyutlu ve doğrusal olarak ayrılabilecekleri bir uzaya taşınıp, ardından çözümün bu yeni uzayda aranması ile mümkün olmaktadır. Giriş uzayındaki eğitim örneklerini bir H Euclid uzayına taşıyan F fonksiyonu göz önüne alınırsa,

$$\Phi : \Re^d \mapsto H$$



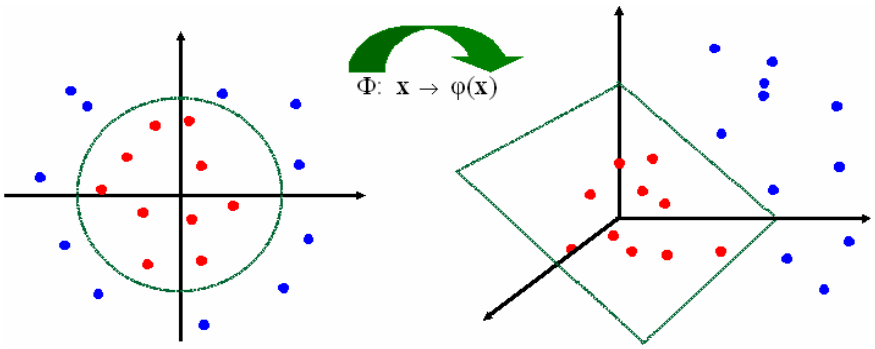

**Şekil 4.4.** Bir doğrusal olmayan Destek Vektör Makinesi

Şekil 4.4.'de bir doğrusal olmayan SVM; sekil 4.5. ve 4.6.'da ise bir giriş uzayını özellik uzayına esleme yani bir giriş uzayını verilerin doğrusal olarak ayrılabileceği daha yüksek boyutlu bir özellik uzayına tasıma görülmektedir.




**Şekil 4.5.** Giriş uzayını özellik uzayına esleme

Destek Vektör Makinelerini doğrusal olmayan problemlere uygularken kullanılan yöntemde temel fikir, doğrusal olarak ayrılamayan veriyi doğrusal olarak ayrılabileceği bir yüksek boyutlu özellik uzayına taşımaktır. Böylece en uygun ayırıcı asırıdüzlem bu özellik uzayında bulunabilir. Giriş uzayındaki eğitim verisi vektörleri çekirdek fonksiyonları kullanılarak özellik uzayına aktarılır.




**Şekil 4.6** Giriş uzayını özellik uzayına eşleme

Artık, Destek Vektör Makinelerinin eğitim aşaması, H uzayındaki verilerin $\Phi(x_i).\ \Phi(x_j)$ iç çarpımlarına bağlı olacaktır. Bu iç çarpım K ile gösterilir ise,

$$K(x_i, x_j) = \Phi(x_i).\ \Phi(x_j) \qquad (4.22)$$

olarak ifade edilir (Eşitlik 4.22). Burada K fonksiyonu *Çekirdek Fonksiyonu (Kernel Function)* olarak adlandırılmaktadır. Sonuç olarak karar fonksiyonu,

$$f(x)=\sum_{i=1}^{ls}\alpha_i y_i \varphi(x_i).\varphi(x)+b=\sum_{i=1}^{ls}\alpha_i y_i K(x_i,x)+b \tag{4.23}$$

fonksiyonunun (Eşitlik 4.23'nn) işareti ile belirlenir. Yani karar fonksiyonu yeniden yazılır ise,

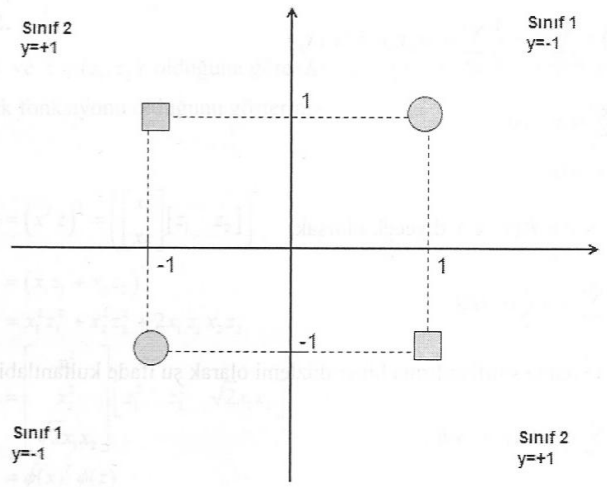
$$Karar\ \ fonksiyonu = sign(f(x)) = sign\left(\sum_{i=1}^{ls} a_i y_i K(x_i,x)+b\right) \tag{4.24}$$

olur (Eşitlik 4.24). Bu fonksiyonda *ls, destek* vektörlerinin sayısı, $x_i$ de destek vektörleridir(Eray, 2008).

Örneğin Şekil 4.7.'de gösterilen XOR probleminin SVM yöntemi ile sınıflandırması aşağıdaki gibi yapılır(Çomak, 2008).

$$Sinif1:\quad X1=\begin{bmatrix}1\\-1\end{bmatrix}\quad X2=\begin{bmatrix}-1\\1\end{bmatrix}\qquad y=\begin{bmatrix}1\\1\\-1\\-1\end{bmatrix}$$

$$Sinif2:\quad X3=\begin{bmatrix}1\\1\end{bmatrix}\quad X4=\begin{bmatrix}-1\\-1\end{bmatrix}$$




**Şekil 4.7.** EXOR veri uzayının gösterimi

$$L(\alpha) = \sum_{i=1}^{n} \alpha i - \frac{1}{2} \alpha^T H \alpha \tag{4.25}$$

Verilenler doğrultusunda XOR problemi ile ilgili sınıflandırıcı fonksiyonu bulmak için;

$$Hij = y_i y_j K(x_i, x_j) \tag{4.26}$$

İkinci dereceden polinom çekirdek fonksiyonu:

$$K(x_i, x_j) = (1 + x_i^T, x_j)^2 \tag{4.27}$$

Alfa hesabı için oluşturulacak H matrisi:

$$H_{11} = y_1 y_1 (1 + x_1^T x_1)^2 = (1)(1)\left(1 + [1 \quad -1]\begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix}\right)^2 = 9$$

$$H_{12} = y_1 y_2 (1 + x_1^T x_2)^2 = (1)(1)\left(1 + [1 \quad -1]\begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix}\right)^2 = 1$$

$$H = \begin{bmatrix} 9 & 1 & -1 & -1 \\ 1 & 9 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & 9 & 1 \\ -1 & -1 & 1 & 9 \end{bmatrix}$$

$$\frac{\partial L}{\partial \alpha} = I - H\alpha = 0 \tag{4.28}$$

ifadesi, dual fonksiyonun türevidir. Bu ifadeye göre

$$\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 9 & 1 & -1 & -1 \\ 1 & 9 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & 9 & 1 \\ -1 & -1 & 1 & 9 \end{bmatrix} \alpha = 0$$

denkleminin çözüm kümesi α1=α2=α3=α4=0.125 olmaktadır. Bu durumda verilen tüm örnekler destek vektörleri olarak kabul edilmektedir. Çünkü:

$$\sum_{i=1}^{n} \alpha_i y_i = 0$$

$$\alpha i \geq 0$$

$$\sum_{i=1}^{4} \alpha_i y_i = \alpha_1 + \alpha_2 - \alpha_3 - \alpha_4 = 0$$

Burada R uzayının 6 boyutlu olduğu kabul ediliyor; $z(x) = [\phi_1(x), \ldots, \phi_6(x)]^T \in R^6$

*K(xi,xj)=(1+xiTxj)* ikinci derece çekirdek fonksiyonu için

$$z = [\quad \sqrt{2}x_1 \quad \sqrt{2}x \quad \sqrt{2}x_1 x \quad x_1^{\,2} \quad x_2^{\,2} \quad]$$

W ağırlık vektörünü bulmak için:

$$w = \sum_{i=1}^{4} \alpha_i y_i z(x_i)$$

$$w = (0.125)\{(1)[\quad \sqrt{2} \quad -\sqrt{2} \quad -\sqrt{2} \quad 1 \quad 1\quad] + (1)[\quad -\sqrt{2} \quad \sqrt{2} \quad -\sqrt{2} \quad 1 \quad 1\quad]$$

$$+ (-1)[\quad \sqrt{2} \quad \sqrt{2} \quad \sqrt{2} \quad 1 \quad 1\quad] + (-1)[\quad -\sqrt{2} \quad -\sqrt{2} \quad \sqrt{2} \quad 1 \quad 1\}]$$

$$= (0.125)[\quad 0 \quad 0 \quad -4\sqrt{2} \quad 0 \quad 0\quad]$$

$$= [\quad 0 \quad 0 \quad -\sqrt{2}/2 \quad 0 \quad 0\quad]$$

Böylece karar fonksiyonu:

$$f(x) = w^T x = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ -\sqrt{2}/2 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} [\quad \sqrt{2}x_1 \quad \sqrt{2}x \quad \sqrt{2}x_1 x \quad x_1^{\,2} \quad x_2^{\,2} \quad] = -x_1 x_2$$

SVM yöntemi ile giriş verilerimize göre sınıflandırma yapmak için ise verileri birbirine uygun olacak (örn:0-10) aralığına çekerek normalize edebiliriz. Aralığa çekmek için ise aşağıdaki denklem kullanılabilir.

$$S' = \frac{s - \min}{maks - \min}(yeni_{maks} - yeni_{\min}) \tag{4.29}$$

Yine sıfır-ortalama yönteminde ise isminden de anlaşılacağı gibi, ortalama ve standart sapma değerleri kullanılarak aralık düzenlenebilir.

$$S' = \frac{s - ort}{\sigma}) \tag{4.30}$$

8 giriş değişken bulunacağı uzayda verileri en iyi ayıran hiperdüzlemi bulmak için ise Lineer, Polinom, Radyal Tabanlı Kernel, Sigmoid Kernel ve Anova Radyal Basis Kernel fonksiyonlarından uygun olanı belirlenecektir. Çizelge 4.2.'de çekirdek fonksiyonları verilmiştir:

**Çizelge 4.2** SVM Kernel Fonksiyonları

| **KERNEL FOKSİYONU** | **FORMÜL** | **AÇIKLAMA** |
|---|---|---|
| Lineer Kernel | $K(x,y) = x.y$; | - |
| Polinom Kernel | $K(x,y) = (x.y + 1)^d$; | $d$ , polinom derecesi |
| Radyal Tabanlı Kernel | $K(x,y) = e^{-\gamma\|(x-y)\|^2}$ | $\gamma$ , Gauss Kernelinin boyutu |
| Sigmoid Kernel | $K(x,y) = \tanh(b(x.y) + r)$ | $b.r$, Kernel parametreleri |
| Anova Radyal Basis Kernel | $K(x,y) = \sum_{k=1}^{n} e^{-\sigma(x^k - y^k)^2}$ | $\sigma$ , Kernel parametreleri |

### 4.1.4. Çok sınıflı destek vektör makineleri

Örnekler her zaman yukarıda anlatılan DVM'lerde olduğu gibi iki sınıflı değildir. İkiden fazla sınıf olduğu durumlarda DVM tekniğinde temel olarak kullanılan iki yaklaşım vardır. Bunlardan birincisi Lagrange fonksiyonunun kullanımıdır. Bu fonksiyon çok sınıfla işlem yapacak hale getirilerek problem çözülür. Ancak sınıf sayısı arttıkça hatalar da buna paralel olarak çok arttığı için bu yöntem fazla tercih edilmemektedir. İkinci yaklaşımda da DVM, sınıf sayısına göre ikili sınıflandırmalar yapacak şekilde çalıştırılır. Bu amaçla kullanılan yöntemlerden ikisi, bire karsı bir ve bire karsı hepsidir.

Bire karsı bir yönteminde her örnek kümesi diğer örnek kümeleriyle ayrı ayrı eğitilir. Yani n sınıf varsa n(n-1)/2 tane eğitim işlemi yapılır. Daha sonra eğitim işlemlerinin sonucunda bulunan destek vektörlerle test aşamasında gelen örnek kıyaslanır ve sınıfı bulunur.

Bire karsı hepsi yönteminde ise her örnek kümesinin eğitimi, diğer bütün örneklerin aynı kümeye ait olduğu varsayımı ile yapılır. Yani n farklı sınıf var ise n tane eğitim işlemi yapılır. Test aşamasında da örneğin ait olduğu sınıf bu eğitim verilerinde elde edilen destek vektörler ile kıyaslanmasıyla tespit edilir(Eren, 2008).

## 4.2. Yapay Sinir Ağları (YSA/ANN)

Yapay sinir ağları, örnekler aracılığı ile olayları öğrenebilen, öğrendiği bilgileri kullanarak yeni bilgiler türetebilen ve keşfedebilen, böylelikle kazandığı bilgi, birikim ve tecrübeler ile çevreden gelen etkilere insanlarınkine benzer tepkiler verebilen sistemlerdir. Örneklerden elde ettikleri bilgiler ile kendi deneyimlerini oluşturur ve benzer konularda kararlar verebilirler. Bu özellikleri sayesinde ilişkilendirme, sınıflandırma ve optimizasyon konularında başarılı bir şekilde uygulanmaktadırlar (Öztemel, 2003).

### 4.2.1. Biyolojik sinir

Bir insan beyni, her biri yaklaşık olarak diğer sinirlerle $10^4$ bağıntıya sahip olan değişik yapı ve görevde yaklaşık olarak $10^{11}$ biyolojik sinir içermektedir. Buna göre toplam olarak $10^{15}$ birbirleriyle olan bağıntıdan söz edilebilir. Her bir nöronun aksonu

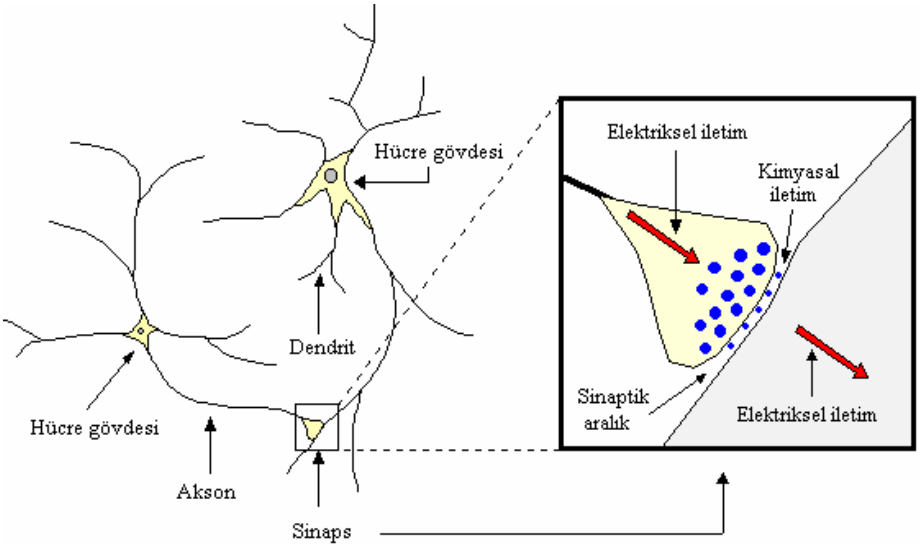
ayrıştırılmıştır ve bir sinaps olarak adlandırılan bir kavşak vasıtasıyla diğer nöronların dendritlerine bağlanmıştır. Her bir nöronun diğer nöronlarla bağlantıya sahip olduğu bu yapı, Biyolojik Sinir Ağı olarak adlandırılmaktadır. Bu çok geniş bir hesaplama gücü ve hafıza sağlamaktadır. Bir biyolojik nöron (sinir hücresi) temel olarak dört ana bölüme ayrılabilir (Batar, 2005).

**Girişler (Dendritler):** Dendritler, kısa lifler olup diğer sinirlerden gelen bilgileri alan yapılardır.

**Soma (Hücre Gövdesi):** Soma, gelen bilgileri toparlayan, birleştiren ve biçimini değiştirerek diğer sinirlere gönderen yapıdır.

**Çıkış (Aksonlar):** Aksonlar, uzun lifler olup bilgiyi diğer sinirlere transfer etmekte kullanılan yapılardır.

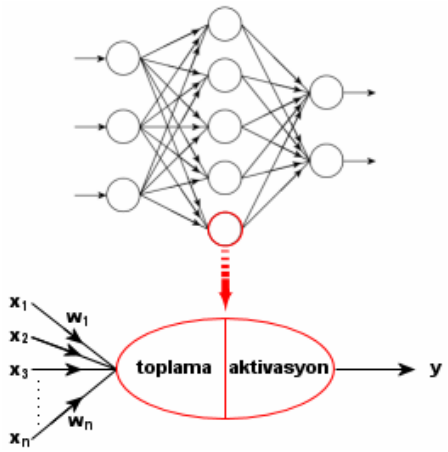
**Sinapslar:** Akson ile diğer bir nöronun dendritinin birleşme noktası sinaps olarak adlandırılır. Tipik bir nöron $10^3$-$10^5$ sinapsa sahiptir. Gerçekte akson ve akson arasında veya bir dendrit ile diğerleri arasında sinaptik birleşim tipleri de bulunmaktadır. Bununla birlikte basit nöron modelde bunlar görmezlikten gelinmektedir. Kavşak uçlarındaki iletim doğal olarak kimyasaldır ve işaret miktarı, akson tarafından serbest bırakılan kimyasalların büyüklüğüne bağlı olarak transfer edilir ve dendritler vasıtasıyla alınır. Şekil 4.8.'de biyolojik sinir hücresi ve bileşenleri gösterilmiştir.




**Şekil 4.8.** Biyolojik Sinir Hücresi ve Bileşenleri

### 4.2.2. Yapay sinir hücresinin yapısı

Yapay sinir ağlarının temel birimi sinir hücreleridir. Mühendislik disiplinlerinde, yapay sinir hücrelerine, proses elemanları da denilmektedir. Her bir proses elemanı temel unsura sahiptir. Bunlar, girişler, ağırlıklar, toplama fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu ve çıkıştır. Şekil 4.9.'da görüldüğü gibi her bir hücre çok-girişli tek çıkışlı yapıdadır (Öğücü, 2006).




**Şekil 4.9.** Yapay sinir hücresinin yapısı

**Girişler ($x_1$, $x_2$, ..., $x_n$) :** Giriş katmanındaki hücreler için, kullanıcı tarafından örnekler ile oluşturulmuş veri kümesidir. Diğer katmandaki hücreler için, herhangi bir katmandaki hücrenin çıkışı olabilir.

**Ağırlıklar ($w_1$, $w_2$, ..., $w_n$) :** Girişlerin, çıkışa ne oranda aktarılacağını gösterir. Örneğin $w_1$ ağırlığı, $x_1$ girişinin, çıkışa olan etkisini göstermektedir. Ağırlıkların büyük, küçük, pozitif ya da negatif olması, ilgili girişin önemli ya da önemsiz olduğunu göstermez. Ağırlıklar sabit ya da değişken değerler olabilir.

**Toplama Fonksiyonu:** Bir hücrenin net girdisini hesaplamak için kullanılır. Bu amaç ile değişik fonksiyonlar kullanılmaktadır. En fazla tercih edilen, ağırlıklı toplam fonksiyonudur. Bu fonksiyonda her giriş kendi ağırlığı ile çarpılır ve bu değerler toplanır. $x_i$ girişleri, $w_i$ ağırlıkları ve n hücrenin giriş sayısını göstermek üzere ağırlıklı toplam fonksiyonu;

$$NET = \sum_{i=1}^{n} x_i.w_i \text{ 'dir.} \qquad (4.31)$$

Yapay sinir ağındaki bütün hücrelerin toplama fonksiyonlarının aynı olması gerekmez. Her hücre bağımsız olarak farklı bir toplama fonksiyonuna sahip olabilir. Kullanılan diğer toplama fonksiyonları Çizelge 4.3.'de gösterilmektedir.

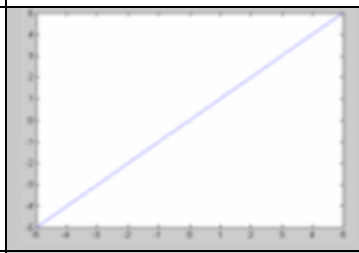
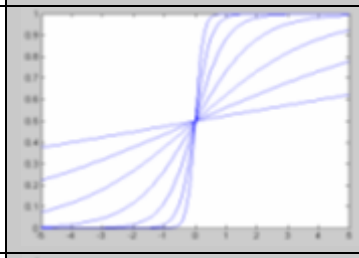
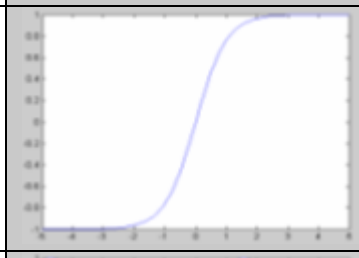
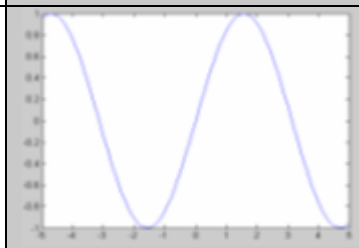
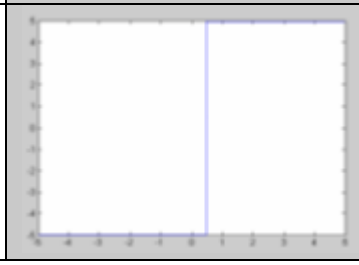
**Çizelge 4.3.** Yapay sinir hücrelerinde kullanılan toplama fonksiyonları

| Fonksiyonun Adı | Fonksiyon *(i=1,2,…., n)* | Açıklama |
|---|---|---|
| **Ağırlıklı Toplam** | $NET = \sum x_i.w_i$ | Girişler ve ağırlık değerleri çarpılır. Bulunan değerler birbirleri ile toplanır. |
| **Çarpım** | $NET = \prod x_i.w_i$ | Girişler ve ağırlık değerleri çarpılır. Bulunan değerler birbirleri ile çarpılır. |
| **Maksimum** | $NET = Max(x_i.w_i)$ | Girişler ve ağırlık değerleri çarpılır. Bulunan değerlerin en büyüğü alınır. |
| **Minimum** | $NET = Min(x_i.w_i)$ | Girişler ve ağırlık değerleri çarpılır. Bulunan değerlerin en küçüğü alınır. |
| **Artımlı Toplam** | $NET_k = NET_{k-1} + \sum x_i.w_i$ | Ağırlıklı toplam bulunur. Bir önceki ağırlıklı toplam bulunur. |

**Aktivasyon Fonksiyonu:** Hücrenin net girdi değerine karşılık üretilecek çıktı değerinin hesaplanmasında kullanılır. Çok katmanlı algılayıcılarda olduğu gibi, bazı sinir ağı modellerinde aktivasyon fonksiyonunun türevlenebilir olması şartı vardır.

Ayrıca aktivasyon fonksiyonunun türevinin hesaplanması, ağın eğitim süresi bakımından önem taşır. Sigmoid fonksiyonunun türevi, fonksiyonun kendisi cinsinden yazılabilmektedir. Bu durum, işlem kolaylığı sağladığından sigmoid fonksiyonu, yaygın şekilde kullanılmaktadır. Toplama fonksiyonunda olduğu gibi, bütün hücrelerin aynı aktivasyon fonksiyonunu kullanması gerekmez. Her hücre bağımsız olarak farklı bir aktivasyon fonksiyonuna sahip olabilir. Çizelge 4.4.'de çeşitli aktivasyon fonksiyonları gösterilmektedir.

**Çizelge 4.4.** Yapay sinir hücrelerinde kullanılan aktivasyon fonksiyonları

| Fonksiyonun Adı | Fonksiyonun Şekli | Matematiksel İfadesi | Açıklama |
|---|---|---|---|
| **Lineer Fonksiyon** |  | $F(NET) = NET$ | Hesaplanan net giriş değeri, hücrenin çıkışı olarak kabul edilir. |
| **Sigmoid Fonksiyonu** |  | $F(NET) = \frac{1}{1+e^{-\beta.NET}}$ | $\beta$ değeri keyfi şekilde değiştirilerek farklı eğilimlere sahip eğriler elde edilir. |
| **Hiberbolik Tanjant Fonksiyonu** |  | $F(NET) = \frac{e^{NET} + e^{-NET}}{e^{NET} - e^{-NET}}$ | Hesaplanan net giriş değeri, tanjant fonksiyonuna uygulanır. |
| **Sinüs Fonksiyonu** |  | $F(NET) = \text{Sin}(NET)$ | Öğrenilmesi istenen olayını sinüs fonksiyonuna uygun dağılım gösterdiği durumlarda kullanılır. |
| **Basamak Fonksiyonu** |  | $F(NET) = \begin{cases} 1 & NET > k \\ 0 & NET \le k \end{cases}$ | k, eşik değeri göstermektedir. Hesaplanan değerin, eşik değerden büyük ya da küçük olmasına göre 1 ya da 0 çıkışları üretilir. |

**Çıkış (y) :** Aktivasyon fonksiyonu tarafından belirlenen değerdir. Üretilen çıktı, başka bir hücreye ya da dış dünyaya gönderilebilir. Geribesleme olması durumunda, hücre kendi üzerinde geribesleme yaparak, kendi çıktı değerini, giriş olarak kullanabilir. Bununla birlikte, geribesleme başka bir hücreye de yapılabilir. Ağ şeklinde gösterildiğinde, bir hücrenin, birden fazla çıkışı varmış gibi görünmektedir. Fakat bu durum sadece gösterim amaçlıdır. Bu çıkışların hepsi aynı değere sahiptir.

Yapay sinir agları, insan beyninin çalışma prensibi örnek alınarak geliştirmeye çalışılmıştır ve aralarında yapısal benzerlikler bulunmaktadır. Bu benzerlikler Çizelge 4.5.'de verilmiştir (Batar, 2005).

**Çizelge 4.5.** Sinir Sistemi ile YSA'nın Benzerlikleri

| Sinir Sistemi | YSA Sistemi |
|---|---|
| Nöron | İşlem elemanı |
| Dendrit | Toplama Fonksiyonu |
| Hücre Gövdesi | Transfer Fonksiyonu |
| Aksonlar | Eleman Çıkısı |
| Sinapslar | Ağırlıklar |

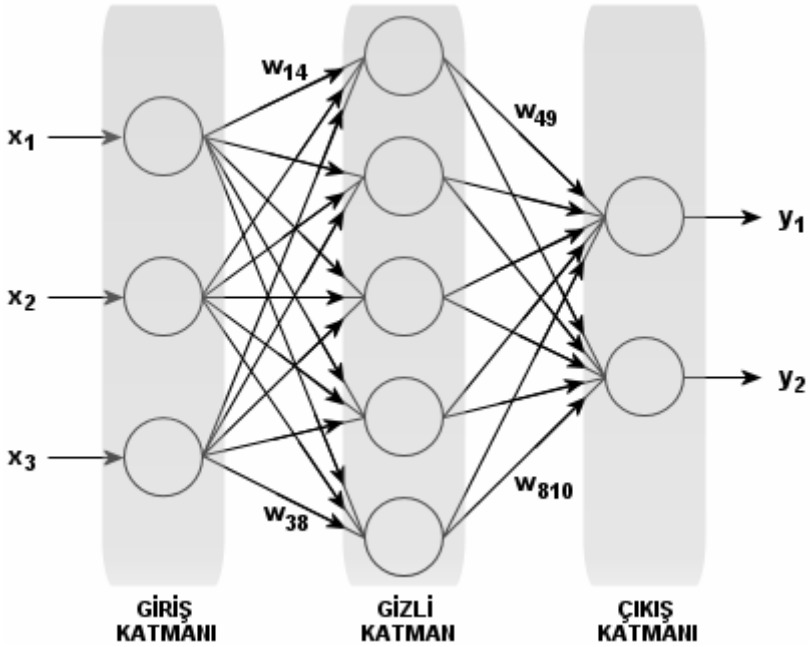
### 4.2.3. YSA'ların sınıflanması

YSA'lar, genel olarak birbirleri ile bağlantılı işlemci birimlerinden veya diğer bir ifade ile işlemci elemanlarından (yapay sinir hücreleri) oluşurlar. Her bir sinir hücresi arasındaki bağlantıların yapısı, ağın yapısını belirler. İstenilen hedefe ulaşmak için bağlantıların nasıl değiştirileceği öğrenme algoritması tarafından belirlenir. Kullanılan bir öğrenme kuralına göre, hatayı sıfıra oldukça yaklaştırabilecek şekilde, öğrenmeye tabi tutulan ağın ağırlıkları değiştirilir. YSA'lar yapılarına ve öğrenme algoritmalarına göre sınıflandırılırlar. YSA'lar yapılarına göre, ileri beslemeli (feedforward) ve geri beslemeli (feedback) ağlar olmak üzere iki şekilde sınıflandırılırken, öğrenme algoritmalarına göre de, danışmanlı, danışmansız ve takviyeli öğrenme olmak üzere üç faklı şekilde sınıflandırılırlar İleri beslemeli ağlar genellikle örüntü tanıma problemlerinde, geri beslemeli ağlar da optimizasyon problemlerinde yaygın olarak kullanılmaktadır(Sağıroğlu ve ark., 2003;Kaçan, 2010).

#### 4.2.3.1. YSA'ların yapılarına göre sınıflanması

YSA'larda giriş ve çıkış katmanlarının dışında, sayısı tasarımcı tarafından belirlenen ara katman veya katmanlar bulunur. Bazı kaynaklarda ara katman yerine gizli katmanda denilmektedir.

Giriş ve çıkış katmanlarındaki hücre sayıları, uygulamanın niteliğine bağlıdır. Örneğin 3-girişli 2-çıkışlı bir sistem için tasarlanacak yapay sinir ağında, giriş katmanında 3 ve çıkış katmanında 2 tane hücre bulunacaktır. Gizli katman sayısı ve gizli katmanlarda bulunacak gizli hücre sayılarının belirlenmesinde ise bir kısıtlama yoktur. Fakat gizli katman ve gizli hücre sayılarının uygun şekilde seçilmemesi, yapay sinir ağının performansını olumsuz şekilde etkileyecektir. Bu sayıların belirlenmesi bir optimizasyon problemidir. Şekil 4.10.'da 3-girişli 2-çıkışlı bir sistem için tasarlanan çok katmanlı yapay sinir ağı gösterilmektedir. Bu tasarımda, tek bir gizli katman ve bu gizli katmanda 5 tane gizli hücre kullanılmıştır.




**Şekil 4.10.** İleribeslemeli çok katmanlı yapay sinir ağı

Şekil 4.10.'daki gibi ileri beslemeli ağ yapılarında, her bir hücre, sonraki katmanda bulunan tüm hücrelere bağlıdır. Bu yapısından ötürü tam-olarak-bağlanmış "fullyconnected" terimi kullanılır. Fakat bu durum hücrelerin birden fazla çıkışı olduğu anlamına gelmez. Her hücrenin yalnız ve yalnız bir çıkışı vardır. Diğer bir ifade ile hücrelerin ürettikleri çıkış değeri tekdir. Fakat bu çıkış değeri, hücrelere aktarılırken ilgili ağırlıklar ile çarpılır ve böylelikle sonraki hücrelere kuvvetlendirilerek ya da zayıflatılarak iletilir (Öğücü, 2006).

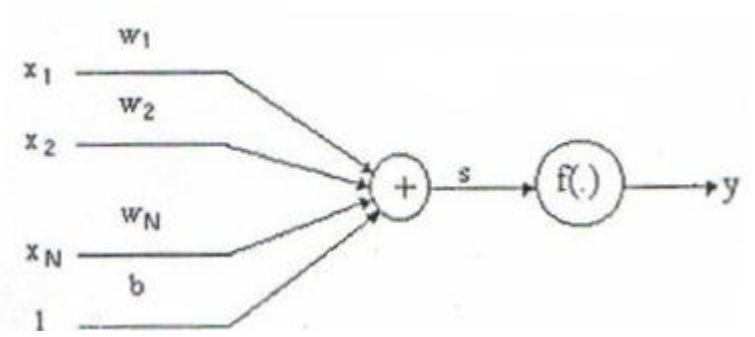
En basit ve en genel yapay sinir ağları tek yönlü sinyal akışını kullanırlar. Yapay sinir ağları temel olarak iki grupta toplanmaktadır (Çakıl, 2010).

- İleri beslemeli yapay sinir ağları
- Geri beslemeli yapay sinir ağları

#### 4.2.3.1.1. İleri beslemeli yapay sinir ağları

İleri beslemeli YSA'larda katmanlar ileri yöndedir, tersine bir yönelme yoktur. Her bir katmandaki hücreler sadece bir önceki katmanın hücrelerince beslenir.

İleri beslemeli yapay sinir ağları nöron adı verilen çok katmanlı karar verici düğümleri kapsar. İlk katman girdi katmanıyken son katman ise çıktı katmanıdır. Girdi ve çıktı katmanları dış çevreyle bağlantılı olan katmanlardır. En az bir gizli katman ortada bulunmaktadır. İleri beslemeli YSA'da her bir girdi nöronu ilk gizli katmandaki her nörona bağlıdır. Ve her bir katmanın çıktısı bir sonraki katmanın girdisidir (Elveren, 2009). Şekil 4.11.'de 2 ileri beslemeli bir yapay sinir hücresi verilmiştir.




**Şekil 4.11.** Cebrik Hücre Modeli

Yukarıda şekil incelendiğinde toplam ağırlıklı bir y fonksiyonu ele alınırsa w İfadeleri x girişlerindeki ağırlıkları belirtmektedir. B ise sabit girişin ağrılığıdır ve Eşik olarak görev almaktadır. Matematiksel olarak aşağıdaki yapı ele alınabilir (Tosun, 2007):

$$S = \sum_{i=1}^{N} w_i . x_i + b \qquad (4.32)$$

İfade için ek olarak aşağıdaki tanımlar yapılırsa

$$W=[w_1 w_2 .....w_n]^T \quad (4.33)$$

$$X =[x_1 x_2 .....x_n]^T \quad (4.34)$$

Ağırlıklı toplam ifadesi şu şekilde olacaktır:

$$S = w^T x + b \qquad y= f(s) \quad (4.35)$$

F() fonksiyonu olarak değişik ifadeler kullanılmaktadır ve hücreler bu fonksiyona göre adlandırılmaktadır. Burada en çok kullanılan fonksiyonlar sign fonksiyonu, doymalı ve doymasız lineer fonksiyonlar ve logaritmik ve tanjant Sigmoid fonksiyonlarıdır.

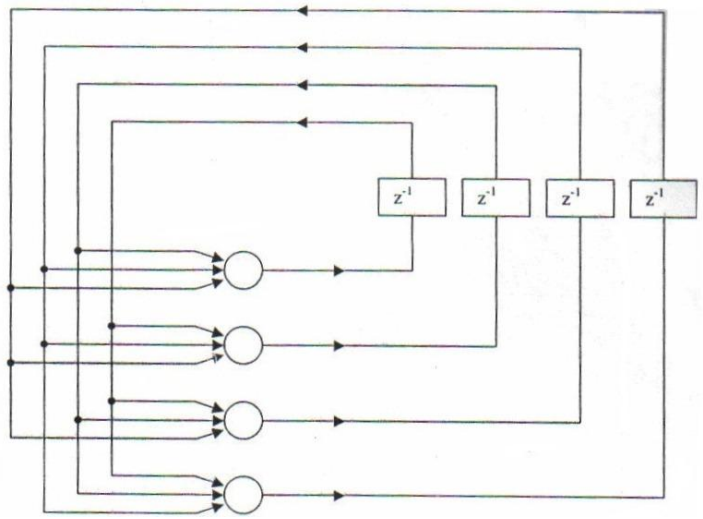
Bu fonksiyonlara göre hücre, çıkış fonksiyonu olarak lineer fonksiyon alınırsa "Adaline", sgn fonksiyonu alınırsa "algılayıcı", sigmoid fonksiyonu alınırsa "genlikte sürekli algılayıcı" olarak adlandırılır (Tosun, 2007).

#### 4.2.3.1.2. Geri beslemeli yapay sinir ağları

Geri beslemeli yapay sinir ağlarında bir katmandaki hücre girdi olarak sadece kendinden önceki hücrenin çıktısını değil aynı zamanda o katmanın veya daha sonraki katmanların çıktılarını da alabilir (Tosun, 2007).

Geri beslemeli ağlarda, nöronların çıktısı ya kendilerine ya da bir önceki seviyedeki nöronlara geri gönderilir. Böylece sinyaller hem ileri hem de geri akabilir. Bu türdeki ağlara örnek olarak Hopfield (1982), Elman (1990) ve Jordan (1986) ağları verilebilir. Bu türdeki ağlar ileri beslemeli ağlardan farklı olarak bir de dinamik bir hafızaya sahiptirler (Karadal, 2003).

Geri besleme, bir katmandaki hücreler arasında olduğu gibi katmanlar arasındaki hücreler arasında da olabilir. Bu yapısı ile geri beslemeli yapay sinir ağları, doğrusal olmayan dinamik bir davranış gösterir. Dolayısıyla, geri beslemenin yapılış şekline göre farklı yapıda ve davranışta geri beslemeli yapay sinir ağları yapıları elde edilebilir. Şekil 4.12.'de iki katmanlı ve çıkışlarından giriş katmanına geri beslemeli yapay sinir ağları yapısı görülmektedir (Tosun, 2007).




**Şekil 4.12.** Geri beslemeli iki katmanlı yapay sinir ağı

#### 4.2.3.1.3. Çok katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağlarında öğrenme kuralı

Hatanın geriye yayılımı "backpropogation" yöntemini kullanan çok katmanlı yapay sinir ağlarında öğretmenli öğrenme stratejisi kullanılır. Diğer bir ifade ile ağa tanıtılan örnek kümesi hem giriş işaretlerini hem de hedef değerleri içerir. Geriye yayılım yöntemini kullanan yapay sinir ağlarının öğrenme kuralı, en küçük kareler yöntemine dayanan delta öğrenme kuralının genelleştirilmiş halidir. Genelleştirilmiş delta kuralı iki aşamadan oluşur. İleriye doğru hesaplama aşamasında başlangıç değerleri ile yapay sinir ağının çıkışı bulunur. Hedef değerler kullanılarak yapılan hata hesaplanır. Geriye doğru hesaplama aşamasında ise ilk aşamada hesaplanan hata geriye doğru yayılarak ağırlıkların nasıl güncelleneceği bulunur (Öğücü, 2006).

Algoritmada her bir seferde atılan mesafe "öğrenme katsayısı" olarak adlandırılmaktadır. Bu katsayının küçük seçilmesi durumunda yakınsama değeri dolayısı ile öğrenme son derece yavaşlayacaktır. Katsayının büyük seçilmesi durumunda ise büyük sıçramalar sonucunda öğrenme asla gerçekleşmeyecektir (Tosun, 2007).

Algoritma sekiz adımda özetlenebilir (Zurada,1992):

X, (Nx1), d ve y, (Mx1) boyutlu vektörler olmak üzere P örnekten oluşan {(x(1),d(1)), (x(2),d(2)),……(x(P),d(P))} eğitim kümesi verilir. c çevrim sayısını ve p de çevrimdeki adım sayısını göstermektedir.

Birinci adım: Öğrenme oranı α (>0) ve kabul edilebilir en büyük hata $E_{max}$ seçilir. $W^1_{LxN}$ ve $W^2_{MxL}$ ağırlıklarına, $b^1_{Lx1}$ ve $b^2_{Mx1}$ eşiklerine rastgele küçük değerler atanır.

C←1, p←1, E←0

İkinci adım: Eğitim kısmı burada çalıştırılır ve girişler ağa uygulanır. Sonrasında tüm hücre çıkışları hesaplanır.

X←x(p), d←d(k)

$$z_j \leftarrow f^1(w_j^{1T} x + b_j^1)$$

$$y_j \leftarrow f^2(w_j^{2T} z + b_j^2)$$

Üçüncü adım: Hata hesaplanır.

$$E \leftarrow \frac{1}{2}\|d - y\|^2 + E$$

Dördüncü adım: Her iki katman için de hata işaret $\delta^1{}_{Lx1}$ ve $\delta^2{}_{Mx1}$ vektörleri hesaplanır.

$$\delta_j^2 = (d_j - y_j) f^{2'}(s_j^2)$$

$$\delta_q^2 = f^{1'}(s_q^1) \sum_{j=!}^{M} \delta_j^2 w_{jq}^2$$

Beşinci adım: Çıkış katmanı için ağrılıklar ve eşikler ayarlanır.

$$w_{jq}^2 \leftarrow w_{jq}^2 + a\delta_j^2 z_q$$

$$b_j^2 \leftarrow b_j^2 + a\delta_j^2$$

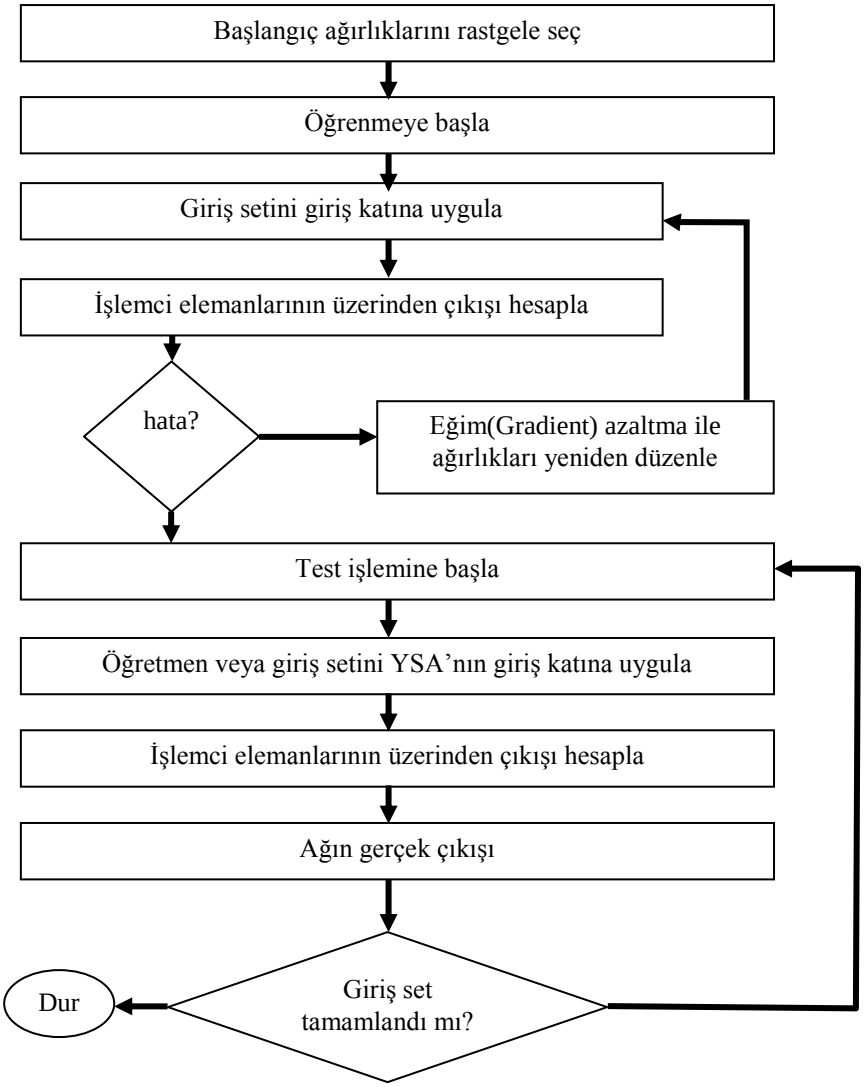
Altıncı adım: Gizli katmanın ağrılıkları ve eşikleri ayarlanır.

$$w_{qi}^1 \leftarrow w_{qi}^1 + a\delta_q^1 x_i$$

$$b_q^1 \leftarrow b_q^1 + a\delta_q^1$$

Yedinci adım: p < P ise p ← p+1, c ← c+1 yapılır ve ikinci adıma gidilir değilse sekizinci adıma geçilir.

Sekizinci adım: Eğitim çevrimi tamamlanmıştır. E < $E_{max}$ ise eğitim bitmiştir. Geri yayılım algoritması akış şeması Şekil 4.13.'de verilmiştir.




**Şekil 4.13.** Çok katmanlı bir algılayıcının geri yayılım akış şeması

Geri yayılmalı algoritmada genelleştirilmiş delta öğrenme kuralı kullanılmaktadır.

**Delta öğrenme Kuralı:** Tek katmanlı genlikte sürekli algılayıcılı tipli ağlar için kullanılmaktadır. Standart geri yayılmalı algoritmada eğim bileşeni aşağıdaki gibidir.

$$\delta(k) = \frac{\partial E(k)}{\partial w(k)} \tag{4.36}$$

E(k), k anındaki hata değeri
w (k) bağlantı ağırlığı
$\delta(k)$ ağırlık değişiminin eğim bileşeni

Standart geri yayılmalı algoritmada bağlantı ağırlığı,

$$w(k+1) = w(k) + \alpha\delta(k) \tag{4.37}$$

olarak güncelleştirilir. A sabit bir öğrenme oranıdır. Her bağlantı için değişken öğrenme oranı $\alpha(k)$ atanır ve bağlantı ağırlığı

$$w(k+1) = w(k) + \alpha(k)\delta(k) \tag{4.38}$$

şeklinde güncellenir. Jacobs, her bağlantıda öğrenme hızının azalması ve artması için sezgiselliğin gerçekleştirilmesinde, $\delta(k)$ eğim bileşeninin ağırlıklı ortalamasını kullanılmıştır. Bu ağırlıklı ortalama $\bar{\delta}(k)$ 'dır. Ağırlıklı ortalama aşağıdaki şekilde gösterilmektedir.

$$\bar{\delta}(k)\theta)\delta(k) + \theta\delta(k-1) \tag{4.39}$$

$\theta$ konveks ağırlık faktörüdür. Öğrenme k sabiti sezgisel açıdan, önceki eğim bileşeninin üstel artması ve şu anki eğim bileşeni aynı işaretli olması durumunda artan ağırlıklar ile birleştirilir. Öğrenme oranı mevcut eğim bileşeni üstel ortalamadan farklı işaretli ise, mevcut değeri ile orantılı olarak azalır. Öğrenme oranının güncelleştirilmesi aşağıda gösterilmiştir.

$$\Delta\alpha(k) = \begin{cases} k & \bar{\delta}(k-1)\delta(k) > 0 \\ -\varphi\alpha(k) & \bar{\delta}(k-1)\delta(k) > 0 \\ 0 & \text{diger} \end{cases} \tag{4.40}$$

k öğrenme katsayısı artma faktörü
$\alpha(k)$ k anındaki öğrenme oranı

Algoritma, öğrenme katsayılarını lineer olarak artırmakta, fakat geometrik olarak azaltmaktadır.

**Genelleştirilmiş Delta öğrenme Kuralı:** Genelleştirilmiş delta öğrenme kuralı ile eğitim esnasında belirli bir anda "epoch" adı verilen hata hesaplanır. Bu kural ile hata düzeltilebilmektedir. Genelleştirilmiş delta öğrenme kuralında belirli bir anda ölçülen hata bir önceki anda ölçülen hatadan büyük ise ağın ağırlıkları bir önceki ağırlıklara geri döner. Hata düzeltme özelliğine eklenen dayanıklılık faktörü ile daha iyi sonuçlar elde edilebilmektedir. Bu ise her periyotta hata testi yapılması ihtiyacını ortadan kaldırarak n periyotta ölçümleme yapmanın yeterli olduğu bir yapı ortaya koymaktadır.

Genelleştirilmiş delta öğrenme kuralı ile delta öğrenme kuralları arasındaki farklar aşağıdaki gibi özetlenebilir.

• Sezgisel momentum kullanılır.

• Ağırlık uzayında büyük atlamalar ortadan kaldırılmıştır.

• Geometrik azaltma büyük (amacı aşan) atlamaları engellemede yeterince hızlıdır.

• Genelleştirilmiş delta öğrenme kur alında, her bir bağlantıdaki momentum hızı M(k) ve öğrenme hızı a(k) zamanla değişmektedir.

• Genelleştirilmiş delta öğrenme kuralı için öğrenme hızı değişim formülü aşağıdaki gibidir:

$$\Delta\alpha(k)=\begin{cases} k_\alpha \exp(-\gamma_a\left|\bar{\delta}(k)\right|) & eger\ \bar{\delta}(k-1)\delta(k)>0 \\ -\varphi_\alpha a(k) & eger\ \ \bar{\delta}(k-1)\delta(k)>0 \\ 0 & \text{diger durumda} \end{cases} \tag{4.41}$$

exp, üstel fonksiyonu

$k_\alpha$, sabit öğrenme hızı skala faktörü

$\varphi_\alpha$, sabit öğrenme hızı azaltma faktörü

$\gamma_a$, sabit öğrenme hızı üstel faktörü.

k zamanındaki momentum hızı değişimi aşağıdaki ifade ile bulunabilir,

$$\Delta\mu(k)=\begin{cases}k_{\mu}\exp(-\gamma_{\mu}\left|\bar{\delta}(k)\right| & eger\ \bar{\delta}(k-1)\delta(k)>0\\ -\varphi_{\mu}\mu(k) & eger\ \ \bar{\delta}(k-1)\delta(k)>0\\ 0 & \text{diger durumda}\end{cases} \tag{4.42}$$

$k_{\mu}$, sabit momentum hızı skala faktörü

$\varphi_{\mu}$, sabit momentum hızı azaltma faktörü

$\gamma_{\mu}$, sabit momentum hızı üstel faktörü

Öğrenme ve momentum hızları, azalmalarını ve artmalarını kontrol eden farklı sabitlere sahiptir. $\bar{\delta}(k)\delta(k)$ 'nın işareti bu amaçla kullanılmaktadır. Ağırlık uzayında meydana gelebilecek aşırı atlamaların engellenmesi için üst sınırlar her bir bağlantı hızı ve momentum hızı üzerinde belirlenir. Matematiksel olarak bu ifade aşağıdaki gibi verilebilir.

$$a(k)\le a_{\max} \tag{4.43}$$

$$\mu(k)\le \mu_{\max} \tag{4.44}$$

$a_{\max}$ öğrenme katsayısının üst sınırı

$\mu_{\max}$ momentum katsayısının üst sınırı

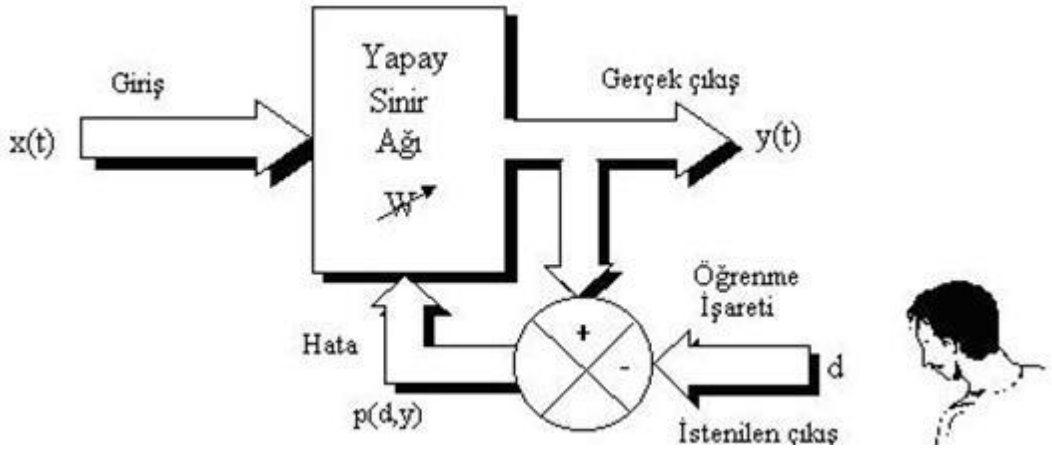
#### 4.2.3.2. YSA'ların öğrenme algoritmalarına göre sınıflanması

1990'lı yıllardan bugüne gelinceye kadar birçok öğrenme algoritması geliştirilmiştir. Öğrenme algoritmaları temelde üç grupta toplanmaktadır. Eğiticili öğrenme, eğiticisiz öğrenme ve takviyeli öğrenme algoritmaları olarak adlandırılır (Çakıl, 2010).

##### 4.2.3.2.1. Eğiticili (supervised) öğrenme

Eğiticili öğrenmede, yapay sinir ağının eğitimi için eğitici veriler (eğitim seti) kullanılmaktadır. Eğitim seti giriş bilgileri ve istenen(hedef) bilgiler olmak üzere iki

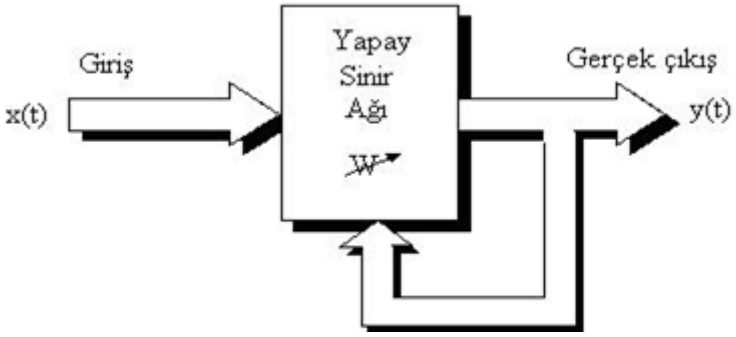
ayrı vektör gibi düşünülebilir. Vektörlerin her bir karşılıklı elemanları bir eğitim çiftini oluşturmaktadır. Eğitim seti ağın eğitimine başlamadan önce belirlenmektedir. Ağın eğitimi için, öncelikle bağlantı ağırlıklarına rastgele değerler atanmaktadır. Daha sonra eğitim çiftlerine bağlı olarak bir algoritma ile ağırlıklar yenilenmektedir. İstenilen bilgiler ve ağın çıkışı arasındaki fark(hata) azalıncaya kadar eğitim sürdürülmektedir. Ağ çıkışındaki, hatanın azalması ağırlıkların kararlılık kazanması demektir. Ağırlıklar istenilen kararlılığa ulaştığında eğitim bitirilmektedir. Geri yansıtmalı yapay sinir ağı modeli de eğiticili öğrenme modunu kullanmaktadır. (Şekil 4.14.)




**Şekil 4.14.** Eğiticili öğrenme

### 4.2.3.2.2. Eğiticisiz (unsupervised) öğrenme

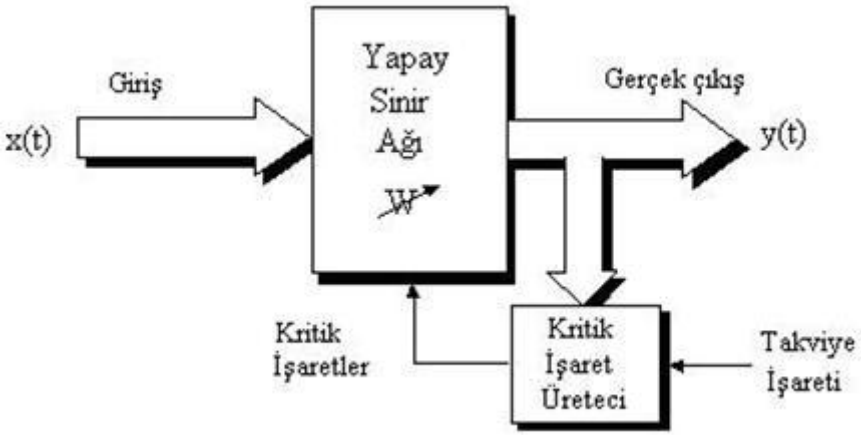
Eğiticisiz öğrenmeye "Kendi kendine öğrenilebilen" de denilmektedir. Bu öğrenme modunda eğitim seti kullanılmamaktadır. Ağ, birbirine benzer giriş bilgilerini gruplamakta veya giriş bilgisinin hangi gruba ait olduğunu göstermektedir. Ağ eğitimi için sadece giriş bilgileri yeterli olmakta, referans alınacak(eğitici) bilgiye ihtiyaç duyulmamaktadır. Ağın performansını kendiliğinden izlenmesi söz konusudur. Ağ, giriş sinyallerinin yönüne veya düzenine bakmakta ve ağın fonksiyonuna göre ayarlama yapmaktadır. Ağ kendini nasıl organize edeceği hakkında bir miktar bilgiye sahip olmalıdır. (Şekil 4.15.)




**Şekil 4.15.** Eğiticisiz öğrenme

#### 4.2.3.2.3. Takviyeli öğrenme

Bu öğrenme kuralı eğiticili öğrenmeye yakın bir metottur. Denetimsiz öğrenme algoritması istenilen çıkışın bilinmesine gerek duymaz. Hedef çıktıyı vermek için "öğretmen" yerine, burada YSA'ya bir çıkış verilmemekte, fakat elde edilen çıkışın verilen girişe karşılık iyiliğini değerlendiren bir ölçüt kullanılmaktadır. Optimizasyon problemlerini çözmek için Hilton ve Sejnowski'nin geliştirdiği Boltzman kuralı veya genetik algoritma tasdikli öğrenmeye örnek olarak verilebilirler. (Şekil 4.16.)




**Şekil 4.16.** Takviyeli öğrenme

### 4.3. Karar Ağaçları

Sınıflama modelleri içerisinde yer alan karar ağaçları yöntemleri tahmin edici ve tanımlayıcı özelliklere sahiptir. Karar ağaçları, yorumlanmalarının kolay olması, veri tabanı sistemleri ile kolayca entegre edilebilmeleri, güvenilirliklerinin daha iyi olması

nedenlerinden dolayı sınıflama modelleri içerisinde en yaygın kullanıma sahip olan yöntemlerden birisidir (Çölkesen, 2009). Ayrıca yapılandırması ve anlaşılması daha kolay bir yöntem olması, model şeffaflığını sağlaması ve görsel bir sunuma sahip olması da yaygın kullanımına sebep olarak gösterilebilir (Bozkır, 2009).

### 4.3.1. Karar ağacının yapısı

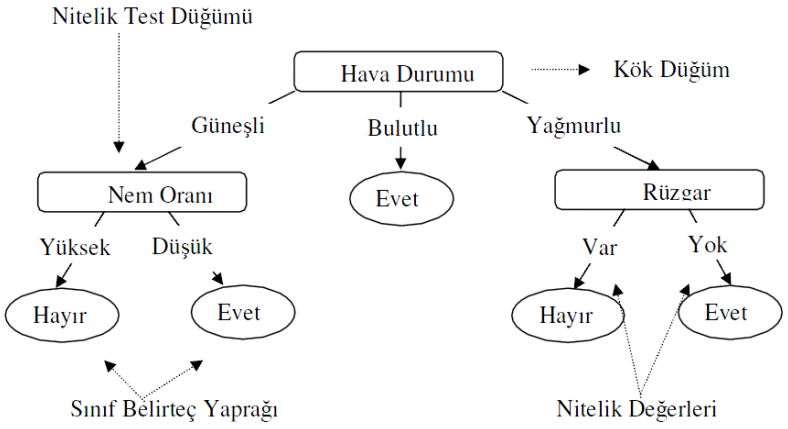
Karar ağacı karar düğümleri, dallar ve yapraklardan oluşur (Çelik, 2008). Karar düğümleri de üçe ayrılmaktadır (Barlas, 2010).

**Kök düğüm:** Kendisinden önce bir dal olmayan ve kendisinden bir veya daha fazla dal çıkabilen düğümdür. Kök düğüm sınıflandırmanın hangi değişkene göre yapıldığını gösterir. Kök düğüm bağımlı değişkeni gösterir.

**İç düğümler:** Kendisinden önce olup kendisine doğru gelen sadece bir dal olan ve kendisinden en az iki veya daha fazla dal çıkan düğümlerdir.

**Yaprak veya kutup (terminal) düğümler:** Kendisinden önce olup kendisine doğru gelen sadece bir dal olan ve kendisinden hiç dal çıkmayan düğümlerdir.

Düğümler arasındaki testin sonucunu gösteren ve tanımlanacak sınıfın belirlenmesini sağlayan yapı dal olarak adlandırılır. Dalın sonucunda sınıflandırma tamamlanamıyorsa tekrar bir karar düğümü oluşur. Karar ağacında her bir dal sonucunda oluşan düğümlerin bulunduğu yer derinliktir. Derinlik sayısını araştırmacı, karar ağaçlarının veri kümesine uygunluğunun analizini yaparak belirleyebilir. Bir karar ağacında derinlik ile oluşan sınıf sayısı doğru orantılıdır (Barlas, 2010). Şekil 4.17.'de bir karar ağacı örneği gösterilmiştir.




**Şekil 4.17.** Karar ağacı gösterimi (Sezer, 2008)

Karar ağacı, sorulan sorular ve alınan cevaplar doğrultusunda hareket eder ve sorulan sorulara alınan cevapları birleştirerek kurallar oluşturur. Oluşan ağaç birçok "eğer-ise"(if-then)" den oluşan kurallar bütünüdür de diyebiliriz. Soru sormaya verideki hangi değişkenden başlanacağına karar verildiğinde ilgili değişken ağacın kök düğümünü oluşturmuş olur (Çölkesen, 2009). Kök düğümü, gerçekleştirilecek testi belirtir. Bu testin sonucu ağacın veri kaybetmeden dallara ayrılmasına neden olur. Her düğümde test ve dallara ayrılma işlemleri ardışık olarak gerçekleşir ve bu ayrılma işlemi üst seviyedeki ayrımlara bağımlıdır. Ağacın her bir dalı sınıflama işlemini tamamlamaya adaydır. Eğer bir dalın ucunda sınıflama işlemi gerçekleşemiyorsa, o daim dalın sonucunda bir karar düğümü oluşur. Ancak daim dalın sonunda belirli bir sınıf oluşuyorsa, o dalın sonunda yaprak vardır. Bu yaprak, veri üzerinde belirlenmek istenen sınıflardan biridir. Karar ağacı işlemi kök düğümünden başlar ve yukarıdan aşağıya doğru yaprağa ulaşana dek ardışık düğümleri takip ederek gerçekleşir (Özekes, 2003).

Karar ağacı oluşturulduktan sonra, bir test verisini sınıflandırmak oldukça kolaydır. Kök düğümden başlayarak kayda test koşulu uygulanır ve her sonuç için ona ait uygun dal takip edilir. Buradan ya yeni test koşulunun uygulanacağı başka bir iç düğüme, ya da bir yaprak düğüme ulaşılır. Böylece test verisinin hangi sınıfa ait olduğu hangi yaprakta sonlandığına göre belirlenmiş olur (Çölkesen, 2009).

Karar ağacı kullanımının durumdan duruma avantaj ve dezavantajları vardır. Avantajları arasında aşağıdaki durumlar sayılabilir.

- Karar ağacı oluşturmak zahmetsizdir, yorumlamak kolaydır.
- Anlaşılabilir kurallar oluşturulabilir.
- Sürekli ve ayrık nitelik değerler kullanılabilir.

Dezavantajları ise;

- Sürekli nitelik değerlerini tahmin etmekte çok başarılı değil.
- Sınıf sayısı fazla ve öğrenme kümesi örnekleri sayısı az olduğunda model oluşturma çok başarılı değil.
- Zaman ve yer karmaşıklığı öğrenme kümesi örnekleri sayısına, nitelik sayısına ve oluşan ağacın yapısına bağlıdır.
- Ağaç oluşturma karmaşıklığı ve ağaç budama karmaşıklığı fazladır (Sezer, 2008).

### 4.3.2. Karar ağacı oluşturma

Karar ağaçları oluşturulurken kullanılan algoritmanın ne olduğu önemlidir. Çünkü kullanılan algoritmaya göre oluşturulan ağacın şekli değişebilir. Değişik ağaç yapıları da farklı sınıflandırma sonuçları verir. Kök düğümü oluşturan ilk düğümün farklı olması, en uçtaki yaprağa ulaşırken izlenecek yolu dolayısıyla sınıflamayı değiştirecektir. Gerek kök düğümün gerekse de sonraki her bir düğümün belirlenmesinde en önemli kriter, o noktadan dallara ayrıldığında veri tabanının geri kalan kısmının benzer büyüklükte parçalara ayrılıp ayrılmadığıdır. Örneğin veri tabanında bulunan cevap evet/hayır gibiyse iki eşit parçaya, evet/hayır/belki gibi üç değişkenliyse mümkün olduğunca üç eşit parçaya bölünmesi istenmektedir. Burada amaç en kısa yoldan istenilen yanıta veya sınıfa ulaşmaktır (Çölkesen, 2009).

Her öznitelik, eğitim örneklerinin sınıflandırmasına karar vermek için istatistiksel test kullanılarak değerlendirilir. En iyi öznitelik seçilir ve ağacın kök düğümünde test için kullanılır. Kök düğümünün dal sayısı, seçilmiş olan özniteliğin alabileceği değer sayısına göre değişir. Karar ağacı algoritmasında ana seçim ağaçtaki her düğümde hangi özniteliğin seçileceğidir. Öznitelik değerinin ölçüsü bilgi kazancı adı verilen istatistik bir değer ile belirlenir. Bilgi Kazancı için entropi adı verilen bir tanımlama kullanılır (Bilekdemir, 2010).

#### 4.3.2.1. Entropi

Entropi, olayların olma olasılıklarıyla ilişkili olup belirsizliğin ölçülmesi için kullanılan bir ölçüttür. Entropi bilgi ile ilişkilidir ve belirsizlik arttıkça eldeki veriyi daha iyi tanımlamak için daha fazla bilgi gerekecektir. Entropi 0-1 arası değerler alır ve 1 değerine yaklaştıkça belirsizliğin arttığını gösterir.

ID3, C4.5, CART algoritmaları en iyi ayırıcı özelliğe sahip değişkeni bulmak için entropiden faydalanır. Entropiyi matematiksel olarak şöyle ifade edebiliriz;

Sınıf olasılık dağılımı P ($p_1$ , $p_2$ ,..., $p_k$ ) olan veri seti ***D*** olsun.

Bu durumda ***D***‟ nin entropisi Denklem 4.45'de verildiği gibidir.

$$E(D) = -\sum_{k=1}^{m} p_i \ \ log_2(p_i) \tag{4.45}$$

***Pi***; ***D*** veri setindeki ***i*** sınıfının olasılığıdır ve ***i*** sınıfına düşen örnek sayısının tüm veri setindeki toplam örnek sayısına bölünmesi ile elde edilir.

Karar ağaçları kurulurken amaç, veri setinin entropisini örneklerin hepsinin tek sınıf olarak ifade edildiği yaprak düğüm entropisi sıfır olana kadar düşürmeye çalışmaktır (Akman, 2010).

#### 4.3.2.2. Bilgi kazancı

Bilgi kazancı ID3, C4.5, CART algoritmalarında öğrenme veri setindeki değişkenin etkinliğinin ölçüm değeri olarak kullanılır. Bilgi kazancı en yüksek değişken en iyi dallara ayırmayı sağlayacak değişken olarak seçilir ve bölünmeye o değişkenden başlanılır. Bilgi kazancı şu şekilde bulunur:

Eğer veri seti ***D***, ***n*** tane alt bölüme ***X*** değişkeninden bölünecekse, X'e ait bilgi kazancı Denklem 4.46'deki gibi hesaplanır.

$$\text{Bilgi Kazanc}(D, X) = E(D) - \sum_{k=1}^{n} p(D_i)\ \ E(D_i) \qquad (4.46)$$

E(D), Veri setinin X üzerinden bölünmeden önceki entropisi;

E ($D_{i)}$ , i alt bölümünün X üzerinden bölünme olduktan sonraki entropisi;

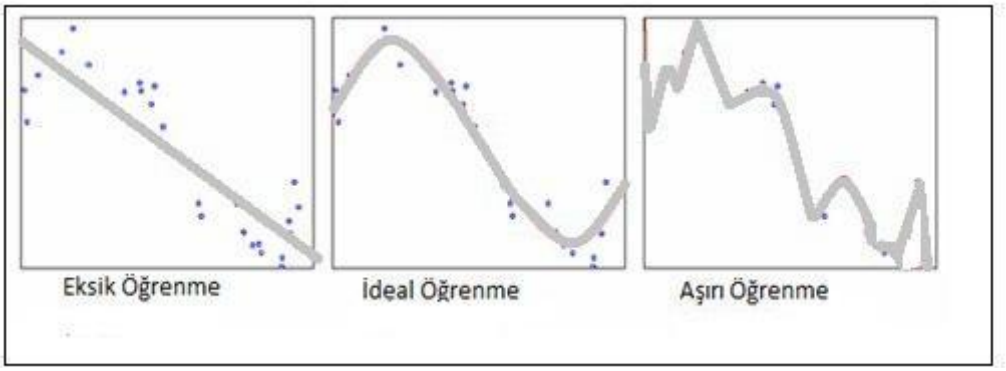
p($D_i$), i alt bölümünün X üzerinden bölünme olduktan sonraki olasılığı;

Bilgi kazancı hesaplanırken, öncelikle veri setinin alt bölümlere ayrılma olmadan önceki halinin entropisi bulunur, daha sonra her alt bölümün entropisi hesaplanır. Bu iki değer arasındaki farkın en yüksek olduğu değişken en iyi dallara ayırma kriteri olarak seçilir (Akman, 2010).

#### 4.3.2.3. Budama

Teorik olarak, öğrenme veri setindeki verileri kullanarak sıfır hata oranına sahip karar ağacı oluşturulabilir. Ancak oluşturulan tahminsel model için aşırı öğrenme (overfitting) söz konusu olabilir. Bu durumda oluşturulan model öğrenme veri seti için %100" e yakın doğru sınıflama sağlarken, yeni gelen veriler için doğruluk oranı çok düşük olabilir. Aşırı öğrenme, karar ağaçları çok fazla detayı karakterize ettiğinde veya

öğrenme verisinde çok fazla gürültülü veri olduğunda ortaya çıkmaktadır. Şekil 4.18.'de model oluşturulması sırasında karşılaşılan farklı öğrenme tipleri gösterilmiştir. Öğrenme veri setindeki verilerin önemli noktalarını dikkate almadan geliştirilen karar ağaçlarının doğruluk oranları düşük olacaktır. Bu gibi durumlarda Şekil 4.18.'de görüldüğü gibi eksik öğrenme (underfit) söz konusu olur.




**Şekil 4.18.** Model oluşturulması sırasında karşılaşılan farklı öğrenme tipleri

İdeal öğrenmede (ideal fit) ise verilerin önemli ve gerekli noktaları dikkate alınarak model geliştirilmektedir. İdeal öğrenme mevcut öğrenme veri seti için uygun bir doğruluk oranı sağlarken, sonradan gelecek veri için de yeterli doğruluk oranını korumaktadır. İdeal öğrenme Şekil 4.18.'de gösterilmiştir.

Aşırı öğrenme durumunda, gürültü oluşturan veya yanlış bilgi veren aşırı değerler (outliers), oluşturulan modeli hatalı hale getirmektedirler. Bu durumda model tekrar gözden geçirilmelidir. İdeal öğrenmeyi sağlamak için, oluşturulan ağaç üzerinde yeni bir operasyon yapmak gerekmektedir. Bu operasyona ***budama (pruning)*** denilmektedir. Budama, önbudama (pre-pruning) veya sonradan budama (post-pruning) şeklinde yapılabilir. Çoğu algoritma genellikle sonradan budama yöntemini kullanmaktadır. Sonradan budama, veri setindeki tüm veriler kullanılarak tüm yaprak düğümlere ulaşılan ağaç oluşturulduktan sonra belirlenen alt dalları ağaçtan çıkararak veya iki ayrı dalı birleştirerek uygulanmaktadır. Bu şekilde yapılan budama sonrası ağaçların boyutları küçülürken, modelin sınıflama hata oranı da azalmaktadır (Akman, 2010).

### 4.3.3. Karar ağaçları algoritmaları

Karar Ağaçları yöntemleri, temel anlamda hedef (bağımlı) değişkeni, tahmin edici değişkenlere göre ayırma mantığına dayansa da; bünyesinde değişik amaçlara hizmet eden birbirinden farklı algoritmalara sahiptir.

Gerçek dünyanın sosyal ve ekonomik olaylarını daha güvenilir bir şekilde gösterebilmek için standart istatistik tekniklerin dışında yeni analiz tekniklerinin geliştirilmesi ile ilgilenen Morgan ve Sonquist tarafından University of Michigan'da 1970'li yılların başlarında kullanıma alınan ***Automatic Interaction Detector*** **– AID** karar ağacı temelli ilk algoritma ve yazılımdır. AID tekniği en kuvvetli ve en iyi tahmini gerçekleştirebilmek için bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki mümkün bütün ilişkilerin incelenmesine dayanmaktadır. En kuvvetli ilişkiye sahip bağımsız değişken bulunduğunda, veri kümesi bu bağımsız değişken değerlerine göre ikiye ayrılmakta ve süreç mümkün bölünmeler tamamlanıncaya kadar devam etmektedir. Karar ağacı tekniğinin sağladığı kuruluş ve yorumlama kolaylıkları, AID yazılımının başlangıçta istatistikçi ve veri analistleri tarafından büyük çoşku ile karşılanmasına neden olmuştur.

Ancak AID'in bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkilerin tanımlanmasında aşırı saldırgan davrandığı ve bunun sonucunda anlamlı ve anlamsız ilişkileri ayırt edemediği yönünde Einhorn başta olmak üzere birçok araştırmacı tarafından yayınlar yapılmıştır.

İlk temelleri AID yöntemi ile atılan karar ağacı modelleri çeşitli algoritmalar ile sürdürülmüştür. Geliştirilen bu algoritmalar içerisinde **CHAID** *(Chi-Squared Automatic Interaction Detector; G.V. Kass; 1980),* **C&RT** *(Classification and Regression Trees; Breiman, Friedman, Olshen ve Stone; 1984),* **ID3** *(Quinlan; 1986),* **Exhaustive CHAID** *(Biggs, de Ville ve Suen; 1991),* **C4.5** *(Quinlan; 1993),* **MARS** *(Multivariate Adaptive Regression Splines; Friedman),* **QUEST** (*Quick, Unbiased, Efficient Statistical Tree; Loh ve Shih, 1997),* **SLIQ** *(Supervised Learning in Quest; Mehta, Agarwal ve Rissanen),* **SPRINT** *(Scalable Parallelizable Induction of Decision Trees; Shafer, Agrawal ve Mehta)* başlıcalarıdır (Akpınar, 2000).

Geliştirilen bu algoritmalara ek olarak üretilen ticari algoritmalar içerisinde Microsoft tarafından üretilmiş olan "Microsoft Decision Trees" ve SPSS Clementine içinde C5.0 algoritması bulunmaktadır. Aşağıda adı geçen algoritmalardan birkaçının kısa tanıtımı yapılmıştır (Bozkır, 2009).

#### 4.3.3.1. CHAID algoritması

CHAID metodu 1980'de Kaas tarafından en iyi bölmeyi hesaplamak için istatistik olarak anlamlı bir farklılığın olmadığı, hedef değişkene uyan çiftlerde tahmin değişkeninin olası kategori çiftini birleştirmesiyle oluşturulmuştur. CRT algoritmasına benzemektedir; fakat veriyi bölümlere ayırırken farklı bir yol kullanmaktadır. En uygun bölümleri seçmek için kullanılan entropy veya gini metrikleri yerine chi-square testi kullanılmaktadır. Herhangi bir düğümdeki en iyi bölmeyi hesaplamak için tahmin değişkenleri kategorisinin herhangi kullanılabilir parçası hedef değişkene uyan bir çiftin içinde istatistik olarak anlamlı bir fark kalmayıncaya kadar birleştirilmektedir.

CHAID ile diğer yöntemler arasındaki en önemli farklılıklardan birisi, ağaç tüketimidir. ID3, C4.5, ve CRT ikili ağaçlar türetirken, CHAID çoklu ağaçlar türetmektedir (Yılmaz, 2008).

#### 4.3.3.2. CRT algoritması

CRT (CART yada C&RT), sınıflama ve regresyon için kullanılan özyinelemeli bölme metodu Breiman tarafından 1984'te geliştirilmiştir. CRT, öncelikle bütün veri seti olmak üzere iki alt düğümü tekrarlı bir şekilde yaratmak için bütün tahmin değişkenlerinin hepsini kullanan veri setinin alt kümelere bölünmesiyle kurulmuştur. Bu algoritmada, her aşamada ilgili küme kendinden daha homojen olan iki alt kümeye ayrılmaktadır. Ayrım işlemi kategorik bağımlı değişkenler için gini, twoing; sürekli değişkenler için en küçük kareler sapması (Least–Squared Deviation) indeks hesaplamalarına göre yapılmaktadır. Bu hesaplamalarda kar, maliyet değerleri ve değişken kategorileri arasındaki önceliklerin tanımlanabilmesi gibi sağlanan çeşitli esneklikler, CRT algoritmasının günümüzde yaygın olarak tercih edilmesine neden olmaktadır (Yılmaz, 2008).

CART (Sınıflandırma ve Regresyon Ağaçları), ilk olarak Breiman ve arkadaşları tarafından geliştirilmiştir. Hem sayısal hem de ayrıksal veriler üzerinde çalışmaktadır. CART, dallara ayırma ölçütünü hesaplarken eksik verileri önemsememektedir (Bozkır, 2009).

#### 4.3.3.3. ID3 algoritması

Veri tabanında çok sayıda değişken varsa ve eğitim kümesi çok fazla kayıt içeriyorsa, fakat fazla hesaplama yapmadan uygun bir karar ağacı oluşturulmak isteniyorsa ID3 algoritması kullanılabilir. ID3 yinelemeli yapıya sahip bir algoritmadır (Yılmaz, 2008).

ID3 algoritması ilk olarak J.Ross Quinlan tarafından Sydney Üniversitesinde geliştirilmiştir. Entropiye dayalı bir algoritma olup sadece ayrık veriler üzerinde çalışabilmektedir. Ancak ID3, eksik verilerle çalışabilme yeteneğine sahip değildir (Bozkır, 2009).

ID3 algoritmasının adımları aşağıda gösterilmiştir. (Algoritma C olarak adlandırılan eğitim kümesi üzerinde çalışır.)

1. Adım: Eğer C'deki bütün kayıtlar aynı sınıf üyesi iseler, sınıfın adında bir düğüm oluşturulur ve algoritma sonlanır, değilse bir test niteliği seçilerek karar düğümü oluşturulur.

2. Adım: C kümesi, karar düğümüne göre alt kümelere ayrılır: $C_1$, $C_2$, … ,$C_n$

3. Adım: Algoritma her bir $C_i$ kümesine özyinelemeli bir şekilde uygulanır.

Karar ağaçlarında nitelik seçimi hesabı yapılırken çesitli hesaplamalar kullanılır. Bunların bazıları bilgi kazancı (information gain), kazanç oranı (gain ratio), gini fonksiyonlarıdır. Bu tezin uygulamasında ID3 algoritması için bilgi kazancı fonksiyonu kullanılmıştır. Karar düğümünde test niteliği olarak, en yüksek bilgi kazancına sahip nitelik seçilir. Bu nitelik, sınıflama için gereken bilgiyi minimize eder. Kazancın tanımlanması için Entropi ölçümünden yararlanılır. Bölüm 4.3.2.1.'de Entropi ölçümleri açıklanmıştır (Sezer, 2008).

#### 4.3.3.4. C4.5 algoritması

C4.5 algoritması, yine ID3'ün tasarımcısı olan Quinlan tarafından 1993 yılında geliştirilmiştir. Temel olarak entropiye dayalı bu algoritmanın ID3'e göre en büyük farkı sayısal veriler üzerinde de çalışabilmesi ve eksik verileri de işleyebilme yeteneğidir. Yine bununla birlikte C4.5, ağaç üzerinde oluşan gereksiz yaprakları budama (*prunning*) özelliğine sahiptir. ID3 algoritmasının değişkenleri birçok alt bölüme ayırması sırasında yaşanılan aşırı öğrenme durumunun önüne geçilebilmesi için

C4.5 algoritmasında ID3'ten daha farklı bir 'kazanım' oranı kullanılmaktadır (Bozkır, 2009).

#### 4.3.3.5. MARS algoritması

MARS algoritması çok değişkenli uyumlu regresyon uzanımları tekniği anlamına gelmektedir. Yöntem, 2001'de Steinberg tarafından tanıtılmıştır. Bu yöntem, büyük, karmaşık veri tabanlarına uygulanabilen regresyon analizi temelli bir tekniktir. MARS geleneksel yöntemlere göre son derece zor olan, çok boyutlu verilerin içinde gizlenmiş karmaşık veri yapısını, en uygun veri dönüşümlerini ve verilerin karşılıklı etkileşimlerini belirleyebilme avantajı ile regresyon modellemesinde yeni bir yaklaşımdır. Küçük veri tabanları söz konusu olduğunda bile iyi bir regresyon modelinin geliştirilmesi çok zaman ve emek istemektedir. Bununla birlikte, MARS yöntemiyle geniş veri tabanları ve çok karmaşık veri yapıları için regresyon modelleri kolayca geliştirilebilmektedir (Yılmaz, 2008).

#### 4.3.3.6. QUEST algoritması

QUEST algoritması hızlı, tarafsız, etkili, istatistik ağacı anlamına gelmektedir. Yöntem, 1997'de Loh ve Shih tarafından tanıtılmıştır. CRT gibi ikili karar ağacının yerine getirdiği işlevleri yapan ağaç yapısında bir sınıflama algoritmasıdır. İkili ağaç üretme nedeni bölme, durdurma kuralları ve budama gibi tekniklere izin veren ikili ağaçların kullanılmasıdır. CHAID ve CRT'den farklı olarak, ağaç dallarını genişletme işlemi süresince eşzamanlı olarak bölme noktası seçimini ve değişken seçimini QUEST'in ayrı ayrı ele almasıdır (Yılmaz, 2008).

#### 4.3.3.7. SLIQ algoritması

C4.5 türü algoritmalar başarılı algoritmalar olmakla birlikte tüm veri kümesini belleğe yüklemek zorunda olmaları nedeniyle ölçeklenebilir değillerdir. Büyük veri kümeleri üzerinde hızlı ve ölçeklenebilir bir algoritma üretme ihtiyacının bir ürünü olarak SLIQ geliştirilmiştir. SLIQ algoritması, dallara ayırma işleminde ölçüt olarak gini indeksini kullanmaktadır. ID3 ve C4.5 algoritmaları "önce derinlik" ilkesine göre çalışırken, SLIQ algoritması "önce genişlik" düşüncesi ile hareket ederek aynı anda

birçok yaprağı oluşturur. SLIQ algoritmasının ölçeklenebilir olmasındaki gerçek neden, verilerin belleğe alınmadan doğrudan bir kerede tek bir ağaç olarak sınıflandırılmasıdır (Bozkır, 2009).

#### 4.3.3.8. Microsoft decision trees algoritması

Microsoft Decision Trees, ilk olarak SQL Server 2000 yazılımı bünyesinde bütünleşik is zekâsı uygulamaları tasarlamak için sunulan "Analysis Services" paketinde yer almış bir algoritmadır. Bu algoritma hem ayrık değerler hem de sayısal değerler üzerinde işlem yapabilmektedir. Bu nedenle sınıflandırma ve regresyon ağaçları kurabilme yeteneğine sahiptir.

Dallara ayırma işleminde ölçüt olarak "entropi", "bayesian with k2 prior" ve "bayesian dirichlet with uniform prior" yöntemleri olmak üzere üç farklı teknik sunmaktadır. Microsoft Decision Trees algoritması ölçeklenebilir olmak için çok işlemcili sunucularda koşut işlem çalışabilme yeteneğine sahiptir. Microsoft Decision Trees algoritmasının diğer algoritmalardan önemli bir farkı ağaç oluşumu aşamasında nitelikler arasındaki korelasyonları saptayarak bağımlılık ağları (*dependency network*) kurabilmesi ve "associative prediction" olarak adlandırılan kestirimsel birliktelikleri keşfedebilmesidir (Bozkır, 2009).

# 5. UYGULAMA ve PERFORMANS SONUÇLARI

Bölüm 4. Materyal ve Yöntemde de verildiği gibi 3 makine öğrenmesi yöntemine de 8 parametre(Göz içi basıncı değerleri, Santral Korneal Kalınlık Değerleri, Disk Area, Cup Area, Rim Area, C/D Lineer, Mean RNFL Thickness, Yaş) giriş olarak verilecek, hasta ve sağlıklı olmak üzere de 2 çıkış elde edilecektir. Makine öğrenmesi yöntemlerinin sınıflandırma performansları birbiri ile karşılaştırılacaktır. Performansları ölçmek için ise X-Validation (Cross Validation-Çapraz Doğrulama) yöntemi kullanılacaktır. X-Validation ile giriş verileri doğrulama yapmak için istenen sayıda *(number of validations)* alt kümeye ayrılmaktadır. Daha sonra bu alt kümeler de test ve eğitim verisi olarak ayrılmakta, elde edilen performansların ortalaması alınarak genel başarı belirlenmektedir.

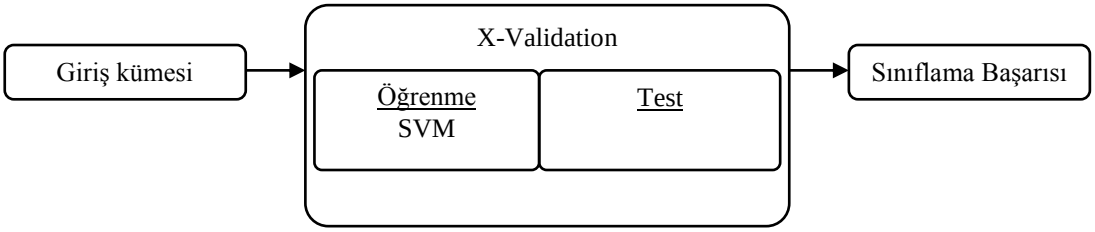
Verilerin işlenmesi için aşağıdaki makine öğrenmesi yöntemlerini uygulamak üzere Rapidminer 5.1.001 (Yale Üniversitesi tarafından ücretsiz dağıtılan ve bünyesinde 245 modelleme yöntemi bulunan paket program) kullanılacaktır. Rapidminer programında verileri test ve eğitim kümesine ayırmada 3 alternatif yöntem sunulmaktadır. Bunlar;

- Lineer Sampling: veri kümesini, verilerin sırasını değiştirmeden basitçe alt kümelere böler.
- Shuffled Sampling: veri kümesini, verileri rastgele seçerek alt kümelere böler.
- Stratifed Sampling: veri kümesini, verileri rastgele seçerken veri kümesinin özelliklerine uygun sınıfları oluşturacak şekilde alt kümelere böler.

Bu tezde makine öğrenmesi yöntemleri en yüksek performansı veren sayıda doğrulama kullanılacaktır. Yine eğitim kümesini ayırmak için en yüksek performans elde edilecek yöntem kullanılacaktır.

## 5.1. Destek Vektör Makineleri için Uygulama ve Performans Sonuçları

Destek vektör makineleri için teorik temeller Bölüm 4.1.'de daha önce açıklanmıştı. Burada SVM yöntemi ile X-Validation yönteminin birlikte kullanılacaktır. Oluşturulan sistemin blok diyagramı Şekil 5.1.'de gösterilmiştir.




**Şekil 5.1.** SVM yöntemi için kullanılan sistemin blok şeması

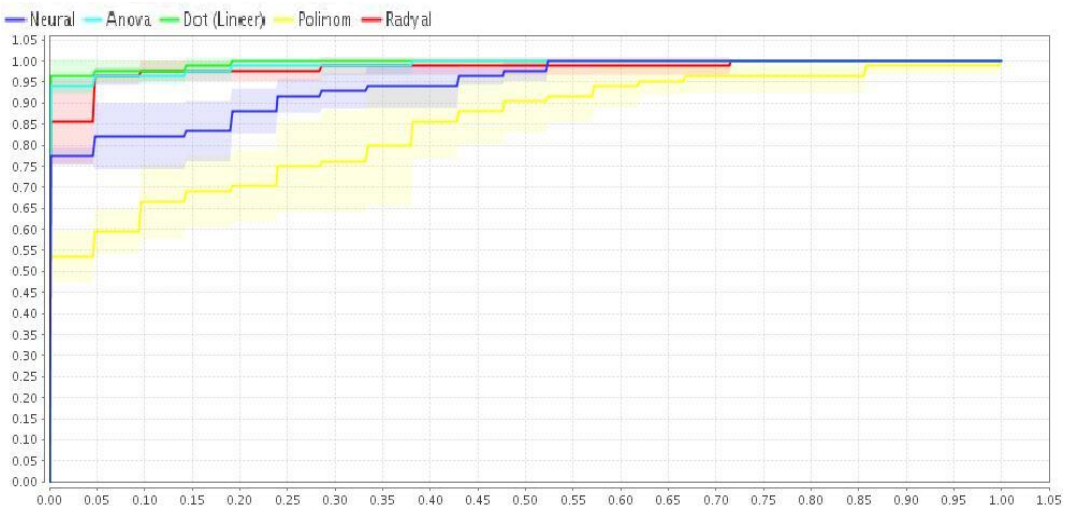
SVM yöntemine ait farklı fonksiyonlar bulunduğu için uygulamada bu fonksiyonlardan bazıları için performans gözlemlenmiştir. Bu fonksiyonların çapraz doğrulama sayısı değiştirilerek elde edilen sonuçları Çizelge 5.1.'de verilmiştir.

**Çizelge 5.1.** SVM fonksiyonlar ve performanslar

| X-Validation Doğrulama sayısı | SVM Kullanılan fonksiyon | Performans % |
|---|---|---|
| 2 | **Dot (Lineer)** | **96,43±1,19** |
| | Radyal | 88,69±0,6 |
| | Polinom | 71,43±1,19 |
| | Neural | 85,71±1,19 |
| | **Anova** | **96,43±0** |
| 3 | **Dot (Lineer)** | **95,83±1,68** |
| | Radyal | 92,26±1,68 |
| | Polinom | 72,02±3,67 |
| | Neural | 85,12±3,04 |
| | Anova | 95,24±2,23 |
| 4 | **Dot (Lineer)** | **96,43±1,19** |
| | Radyal | 92,26±1,03 |
| | Polinom | 74,40±6,38 |
| | Neural | 85,12±1,03 |
| | **Anova** | **96,43±1,19** |
| 5 | Dot (Lineer) | 94,65±3,49 |
| | Radyal | 91,67±4,44 |
| | Polinom | 70,83±7,45 |
| | Neural | 83,35±4,43 |
| | **Anova** | **96,43±3,46** |
| 6 | Dot (Lineer) | 95,24±3,37 |
| | Radyal | 91,07±4,49 |
| | Polinom | 75,00±7,14 |
| | Neural | 84,52±4,91 |
| | **Anova** | **97,02±2,45** |

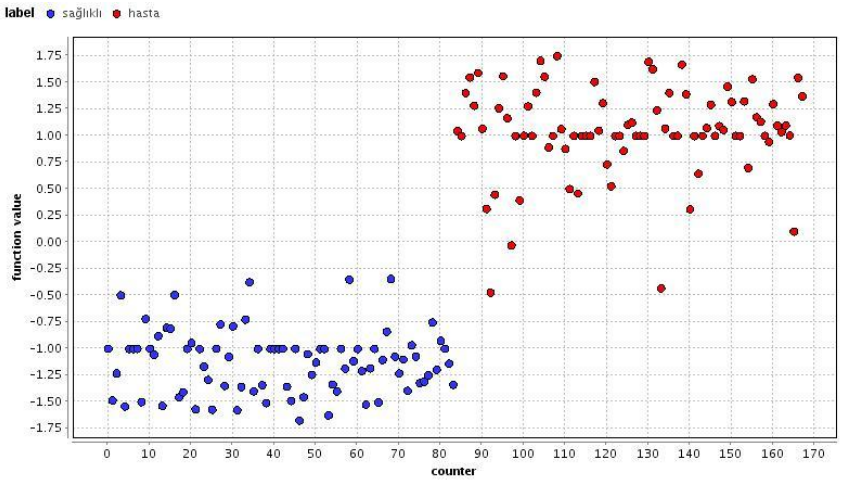
| | | |
|---|---|---|
| 7 | **Dot (Lineer)** | **97,02±2,92** |
| | Radyal | 92,86±8,25 |
| | Polinom | 74,40±6,07 |
| | Neural | 87,50±4,45 |
| | Anova | 95,83±2,23 |
| 8 | Dot **(**Lineer**)** | 94,64±3,72 |
| | Radyal | 91,67±5,71 |
| | Polinom | 75,00±8,83 |
| | Neural | 87,50±5,29 |
| | **Anova** | **95,24±4,76** |
| 9 | Dot (Lineer) | 95,84±3,33 |
| | Radyal | 91,65±7,71 |
| | Polinom | 76,09±9,33 |
| | Neural | 88,08±3,40 |
| | **Anova** | **97,04±3,63** |
| 10 | Dot (Lineer) | 96,40±4,06 |
| | Radyal | 91,65±6,03 |
| | Polinom | 73,09±11,47 |
| | Neural | 87,54±4,83 |
| | **Anova** | **96,95±5,72** |

Görüldüğü üzere doğrulama sayıları ile elde edilen performanslar koyu renkle belirtilmiştir. Dot(Lineer) fonksiyonu ve Anova fonksiyonu birbirine yakın sonuçlar vermiştir. Şekil 5.2.'de tüm fonksiyonlar için ROC eğrileri gösterilmiştir.

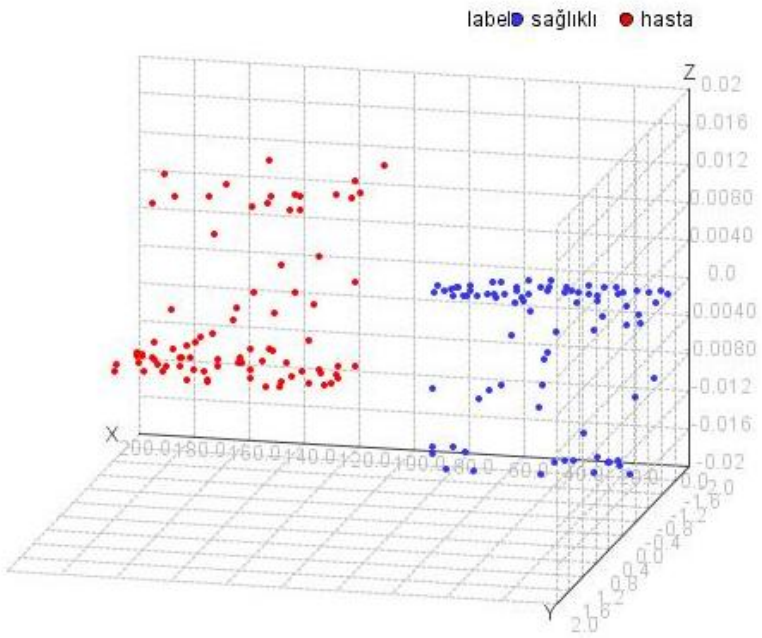



**Şekil 5.2.** SVM fonksiyonlarına ait ROC eğrileri

En yüksek başarı 9 doğrulama sayısı ile anova fonksiyonundan 97,04±3,63 olarak elde edilmiştir. Bu değer için çizilebilecek grafikler şekil 5.3.'de verilmiştir.



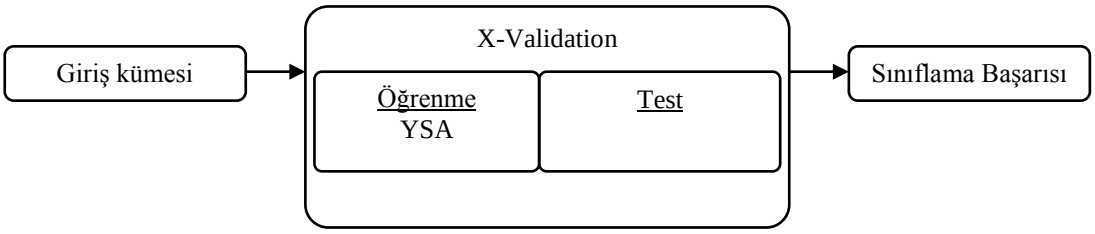

**Şekil 5.3.a.** Anova fonksiyonunun sınıflandırması grafiği




**Şekil 5.3.b.** Anova fonksiyonunun sınıflandırması grafiği (3-D)

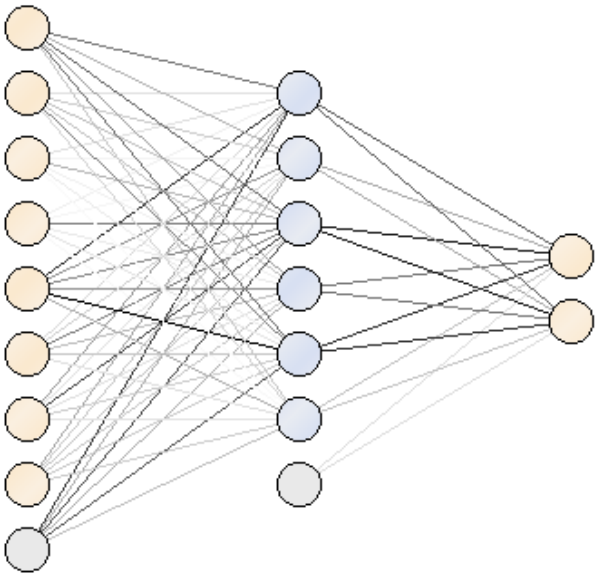
## 5.2. Yapay Sinir Ağları için Uygulama ve Performans Sonuçları

Yapay Sinir Ağları için teorik temeller Bölüm 4.2.'de daha önce açıklanmıştı. Burada YSA yöntemi ile X-Validation yönteminin birlikte kullanılacaktır. Oluşturulan sistemin blok diyagramı Şekil 5.2.'de gösterilmiştir.




**Şekil 5.2.** YSA yöntemi için kullanılan sistemin blok şeması

YSA yönteminde veriler lineer olarak ayrılamadığı için gizli katman kullanılmıştır. Tek gizli katman kullanılmasının sebebi, gizli katman sayısı arttırılarak performans analizi yapıldığında elde edilen sonucun tek katmanlı ağdan daha düşük elde edilmesidir. Gizli katmanda bulunan nöron sayısı 7 olarak seçilmiştir. Bu değeri bulabilmek (giriş parametreleri + sınıf sayısı) / 2 + 1 formülü kullanılmıştır. Farklı sayılarda nöron ile oluşturulan gizli katmanda ise elde edilen performanslar arasında büyük bir fark yakalanamamış, en yüksek performans tek gizli katman ve 7 nöronla elde edilmiştir. Bu ağda ileri beslemeli sinir ağı backpropogation algoritması kullanılmıştır. Oluşturulan ağ aşağıda şekil 5.4.'de gösterilmiştir.



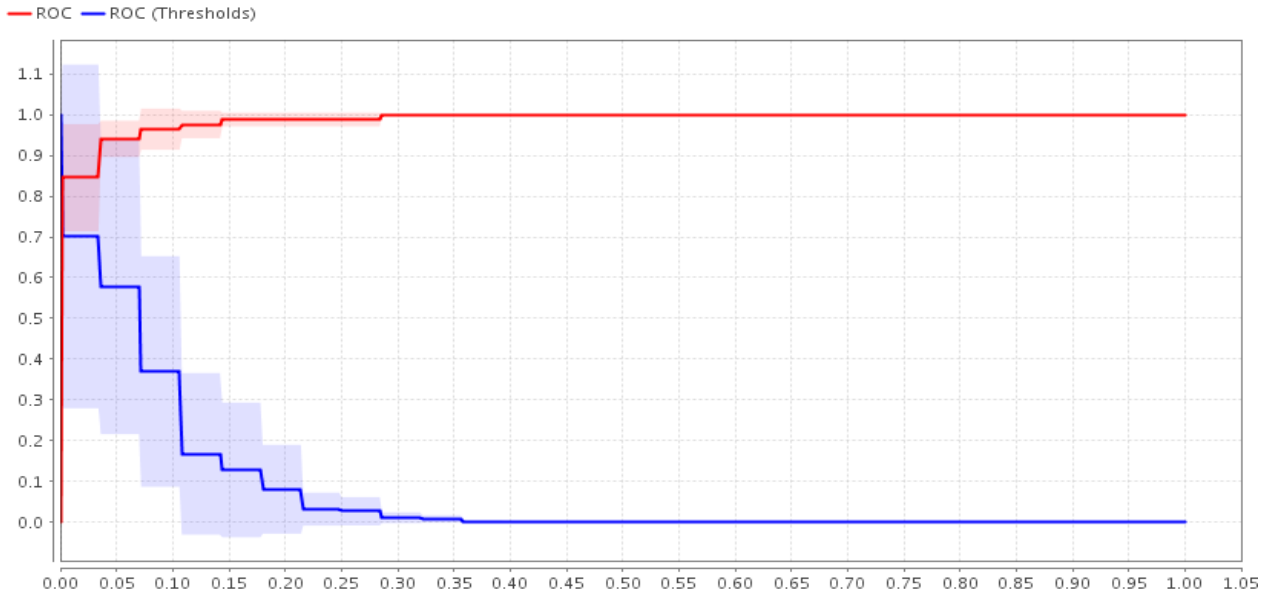
**Şekil 5.4.** YSA yönteminde kullanılan ağ yapısı

YSA yöntemine ait tanımlanması gereken parametreler için hata (epsilon) değeri 0,00001 baz alınarak öğrenme hızı $0<\eta<1$ olarak sabit tutulmuş ve momentum katsayısı ($\alpha$) 0,1 den 0,9 a kadar değiştirilerek bu çalışma için en iyi katsayı 0,2 bulunmuştur. Yine aynı yaklaşımla momentum katsayısı ($0<\alpha<1$) sabit tutularak, öğrenme hızı ($\eta$) 0,1 den 0,9 a kadar değiştirilmiş ve en uygun öğrenme hızı bu çalışma için 0,8 olarak tespit edilmiştir. Çapraz doğrulama sayısı değiştirilerek elde edilen performans sonuçları Çizelge 5.2.'de verilmiştir.

**Çizelge 5.2.** SVM yöntemine ait performanslar

| X-Validation Doğrulama sayısı | Performans % |
|---|---|
| 2 | 91.67% ± 1.19 |
| **3** | **96.43% ± 1.4** |
| 4 | 94.05% ± 1.19 |
| 5 | 95.26% ± 2.33 |
| 6 | 94.64% ± 3.42 |
| 7 | 92.86% ± 3.67 |
| 8 | 94.05% ± 5.71 |
| 9 | 95.22% ± 5.44 |
| 10 | 95.77% ± 4.73 |

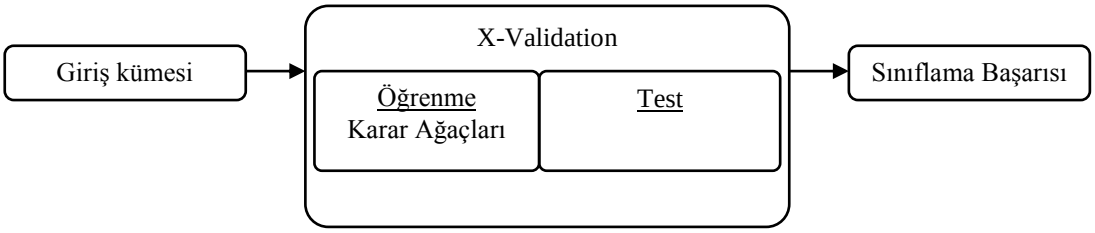
Görüldüğü üzere doğrulama sayıları ile elde edilen en iyi performans koyu renkle belirtilmiştir. Buna göre 3 doğrulama sayısı ile 96.43% ± 1.4 elde edilmiştir. Bu değer için çizilebilecek ROC eğrisi şekil 5.5.'de verilmiştir.




**Şekil 5.5.** YSA yönteminde ROC eğrisi

## 5.3. Karar Ağaçları için Uygulama ve Performans Sonuçları

Karar Ağaçları için teorik temeller Bölüm 4.3.'de daha önce açıklanmıştı. Burada Karar Ağaçları yöntemi ile X-Validation yöntemi birlikte kullanılacaktır. Oluşturulan sistemin blok diyagramı Şekil 5.3.'de gösterilmiştir.



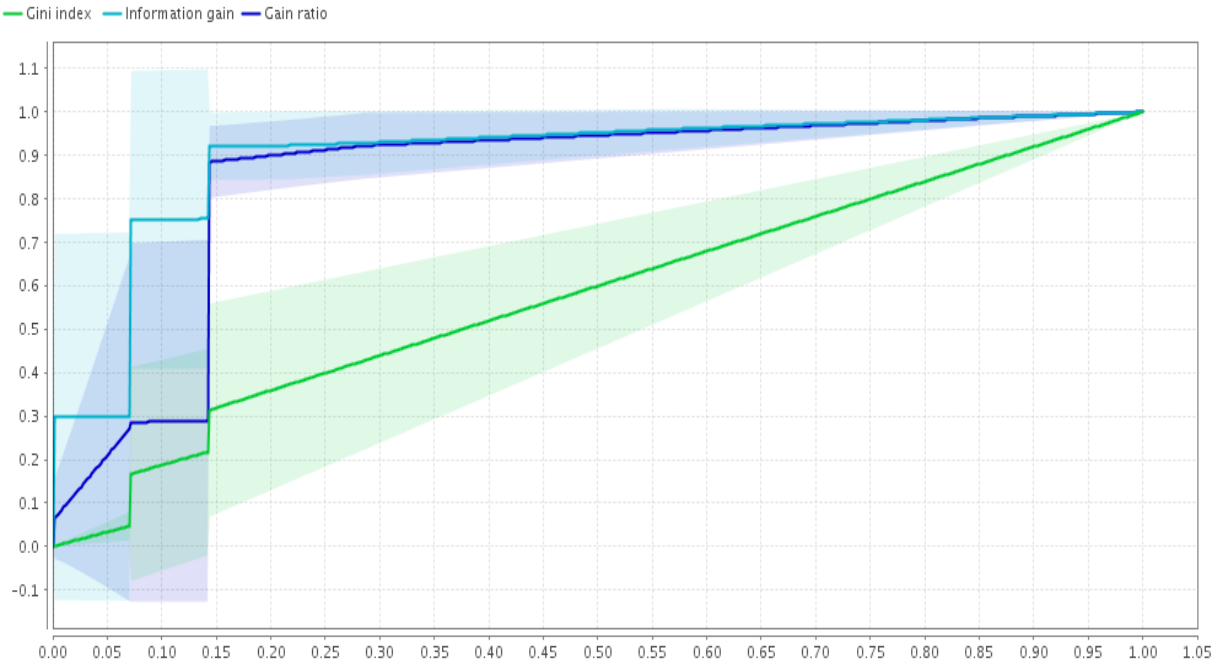

**Şekil 5.3.** Karar Ağaçları yöntemi için kullanılan sistemin blok şeması

Karar Ağaçları yöntemine ait farklı iyilik fonksiyonlar bulunduğu için uygulamada bu fonksiyonlar için performans gözlemlenmiştir. Bu fonksiyonların çapraz doğrulama sayısı değiştirilerek elde edilen sonuçları Çizelge 5.3.'de verilmiştir.

**Çizelge 5.3.** Karar Ağaçları fonksiyonlarının performansları

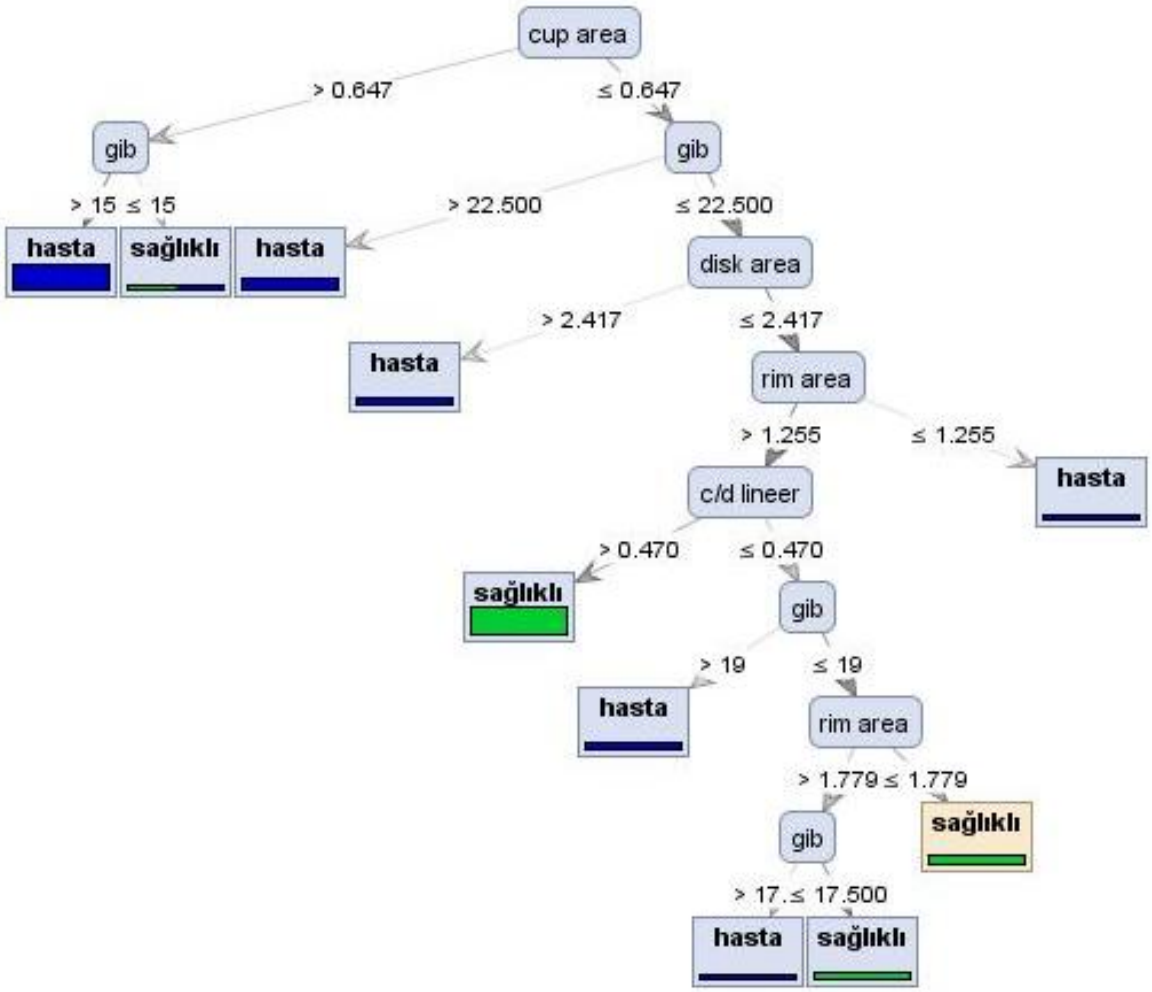
| X-Validation Doğrulama sayısı | Karar Ağaçlarında Kullanılan fonksiyon | Performans % |
|---|---|---|
| 2 | Gain_ratio (C4.5) | 88.10% +/- 1.19 |
| | **Information gain (ID3)** | **89.29% +/- 2.38** |
| | Gini index (CART) | 83.33% +/- 3.57 |
| 3 | Gain_ratio (C4.5) | 86.90% +/- 4.21 |
| | **Information gain (ID3)** | **89.29% +/- 4.37** |
| | Gini index (CART) | 70.24% +/- 14.96 |
| 4 | Gain_ratio (C4.5) | 89.88% +/- 1.97 |
| | **Information gain (ID3)** | **92.86% +/- 2.92** |
| | Gini index (CART) | 58.93% +/- 15.46 |
| 5 | Gain_ratio (C4.5) | 88.73% +/- 3.34 |
| | **Information gain (ID3)** | **90.50% +/- 3.39** |
| | Gini index (CART) | 56.68% +/- 15.64 |
| 6 | Gain_ratio (C4.5) | 87.50% +/- 5.36 |
| | **Information gain (ID3)** | **91.67% +/- 3.37** |
| | Gini index (CART) | 58.93% +/- 13.00 |
| 7 | Gain_ratio (C4.5) | 91.07% +/- 4.69 |
| | **Information gain (ID3)** | **94.05% +/- 4.37** |
| | Gini index (CART) | 51.79% +/- 11.02 |
| 8 | **Gain_ratio (C4.5)** | **91.07% +/- 3.72** |
| | **Information gain (ID3)** | **91.07% +/- 3.72** |
| | Gini index (CART) | 51.79% +/- 11.02 |
| 9 | Gain_ratio (C4.5) | 90.48% +/- 4.83 |
| | **Information gain (ID3)** | **92.85% +/- 4.99** |
| | Gini index (CART) | 58.87% +/- 17.27 |
| 10 | Gain_ratio (C4.5) | 90.44% +/- 5.54 |
| | **Information gain (ID3)** | **92.79% +/- 5.35** |
| | Gini index (CART) | 53.49% +/- 13.10 |

Görüldüğü üzere doğrulama sayıları ile elde edilen performanslar koyu renkle belirtilmiştir. ID3 algoritması ile kullanılan Information gain fonksiyonu tüm doğrulama kümelerinde en yüksek performansı vermiştir. En yüksek başarı oranına sahip 7 doğrulama kümesi için tüm fonksiyonlara ait ROC eğrileri Şekil 5.6.'de gösterilmiştir.




**Şekil 5.6.** Karar Ağaçları fonksiyonlarına ait ROC eğrileri

En yüksek başarı 7 doğrulama sayısı ile Information gain fonksiyonundan 94.05% +/- 4.37 olarak elde edilmiştir. Bu değer için çizilen ağaç yapısı şekil 5.7.'de verilmiştir.




**Şekil 5.7.** Elde edilen karar ağacının yapısı

# 6. SONUÇLAR ve ÖNERİLER

## 6.1. Sonuçlar

Glokom körlüğe kadar götüren bir hastalıktır ve bu hastalığın erken teşhisi için çeşitli görüntüleme cihazları geliştirilmiştir. Buna rağmen hastalığın belirgin belirtilerinin olmaması erken teşhisi zorlaştırmaktadır. Ayrıca üniversite hastanelerinde özel bölümler bulunmakta, ancak daha küçük sağlık merkezlerinde uzman doktorların bulunmaması hastalığın büyük bir kesimi etkilemesinde rol oynamaktadır.

Bu çalışmada makine öğrenmesi yöntemlerinden Destek Vektör Makineleri (DVM/SVM) ve Yapay Sinir Ağları (YSA/ANN) sınıflama çalışmaları yapılmıştır. Karar Ağaçları ile hem sınıflandırma başarısı ölçülüp hem de ağaç yapısı ile sınıflandırmada etkili olan düğüm ve dallanmalar gözlemlenebilmiştir.

Her 3 yöntemde de sınıflandırma başarısını arttırmak için parametreler ve fonksiyonlar için optimum değerler elde edilmeye çalışılmıştır. Buna göre en yüksek performans Destek Vektör Makineleri yönteminde 97,04±3,63 olarak elde edilmiştir. Yapay Sinir Ağlarında ise 96.43% ± 1.4 ile yine gayet başarılı bir sonuca ulaşılmıştır. Karar Ağaçları yöntemi ile de 94.05% +/- 4.37 ile performansı elde edilmiştir.

Burada görüldüğü üzere yöntemler arasında çok ufak farklılıklar ile beraber yüksek sınıflandırma başarısı elde edilmiştir. Bu da glokom hastalığının teşhisi için seçilen parametrelerin hastalığın teşhisi için elverişli ve tatmin edici sonuçlar verdiğini göstermektedir.

## 6.2. Öneriler

Görüntüleme ve ölçüm cihazlarından elde edilen tüm sonuçlar ile sınıflandırma yapmak yerine nitelik azaltarak teşhis koymak, makine öğrenmesi sonuçlarının -özellikle karar ağaçları- insanlar tarafından yorumlanabilir olmasını sağlamıştır. Böylelikle bu çalışmanın oftalmoloji eğitiminde de öğrencilere yardımcı bir çalışma olarak önerilebilir.

İnsanlar arasında glokom hastalığı konusunda bilinç oluşturulması ve insanların yıllık düzenli kontrolleri ile hastalık henüz başlamadan önüne geçilebilmesi için yapılabilecek çalışmalara temel olabilecek nitelikte olan bu çalışma, makine öğrenmesi yöntemlerinin geliştirilmesi açısından da doğru giriş parametre seçimi ve makine

öğrenmesi yöntemindeki doğru fonksiyonların uygulanması gerekliliğine dikkat çekebilir.

Daha fazla hasta verisi ile parametre seçiminde yapılabilecek değişiklikler ile başarı arttırılabilir. Makine öğrenmesi yöntemleri birbirleri ile iç içe kullanılarak daha entegre sistemler geliştirilebilir.

Glokom hastalığı için önemli olan hastalık görme kaybına yol açmadan önce teşhisidir. Glokom hastalığı teşhisi için kullanılan ölçüm cihazlarının ortak özelliklerinden birisi ise, göz sinirlerinin zedelenmesi oranında teşhiste bulunmalarıdır. Bilindiği üzere insan vücudunda tahrip olduğunda tedavi edilemeyecek tek hücre çeşidi sinir hücresidir ki, bu da hastalığın geri dönüşünün olmadığının en büyük kanıtıdır. Makine öğrenmesi yöntemleri sadece görme kayıplarını ölçerek değil, diğer risk parametrelerini de işe dahil ederek oluşturulacak bir sistemde, hastanın hayati öneme sahip görme işlevi için erken teşhis gereklidir. Burada kişilerin rutin göz muayenesine gitmesi ve glokomun sadece üniversite hastaneleri gibi büyük merkezlerde teşhisi yerine kolaylıkla ulaşılabilecek yerlerde rutin muayenelerin yapılabilmesi, teşhisin erken koyulabilmesi ihtimalini arttıracaktır. Bu da teşhis için kullanılacak cihazların yaygınlaştırılması dolayısı ile yatırımların arttırılması gerekecektir. Konu üzerinde yapılan çalışmaların arttırılarak söz konusu teşhis cihazlarının, alım maliyetinin düşürülmesi ve böylece kolay ulaşılabilir cihazlar olarak üretimi önerilmektedir.

**KAYNAKLAR**

ACAR S., TÂNDOĞDU S., ÖRGE Y., TAŞINDI E., ÜNAL M., 1995, OFTALMOLOJİ, 4(3), 210-213.

Akpınar http://www.isletme.istanbul.edu.tr/surekli_yayinlar/dergiler/nisan2000/1.htm akpınar 2000

Anonim, 2003, Glokom için terminoloji ve rehber, Avrupa Glokom Cemiyeti, Editrice DOGMA® S.r.l., Savona – İtalya, 1.Bölüm, 1-33.

Anonim, 2007, Glokom, Uludağ Üniversitesi Sağlık Kuruluşları Göz Hastalıkları Anabilim Dalı, FR-HYE-04-314-02, Bursa, 1-3

Anonim, 2010, Duyu organları, Milli Eğitim Bakanlığı Modülleri, Ankara, 4-11.

ARI A.T., 2006, Farklı glokom olgularında santral kornea kalınlığı ve aksiyel uzunluk değerlerinin göz içi basıncı üzerine etkilerinin araştırılması, Uzmanlık Tezi, Gaziantep Üniversitesi Tıp Fakültesi, Gaziantep, 20-28.

AYDIN S., 2006, İnsan Anatomisi ve Fizyolojisi, TC Anadolu Üniversitesi Yayını No:1246, Eskişehir, 113-117.

AYHAN, Z., 2010, Primer açık açılı glokom, normal tansiyonlu glokom ve oküler hipertansiyonda görme alanı, optik koherens tomografi ve heidelberg retinal tomografinin değerlendirilmesi, Uzmanlık Tezi, Dokuz Eylül Üniversitesi Tıp Fakültesi, İzmir, 13-30.

BİLGE A. H., YILDIRIM E., 1992, Oftalmoloji, 1(1), 56-62.

BOCK R., MEİER J., MİCHELSON G., NY´U L. G., HORNEGGER J., 2007, Classifying glaucoma with image-based features from fundus photographs, University of Erlangen-Nuremberg, Erlangen, 355–364.

BOWD C., CHAN K., ZANGWILL L.M., GOLDBAUM M.H., LEE T., SEJNOWSKİ T.J., WEINREB R.N., 2002, Comparing neural networks and linear discriminant functions for glaucoma detection using confocal scanning laser ophthalmoscopy of the optic disc, Investigative Ophthalmology & Visual Science, California., Bölüm 45, No.11, 3444-3454.

CHAN K., LEE T., SAMPLE P.A., GOLDBAUM M.H., WEİNREB R.N., SEJNOWSKİ T.J., 2002, Comparison of machine learning and traditional classifiers in glaucoma diagnosis, IEEE Transactıons On Bıomedıcal Engıneerıng, Bölüm. 49, No. 9, 963-973.

ÇELİK, O., 2008, Glokom hastalarında sağlıkla ilişkili yaşam kalitesinin değerlendirilmesi, Uzmanlık Tezi, Dokuz Eylül Üniversitesi Tıp Fakültesi, İzmir, 18-19.

ELİASH Z. B., WOLLSTEİN G., CHU J., RAMSEY J.D., GLYMOUR C., NOECKER R.J., ISHIKAWA H., SCHUMAN J.S., 2005, Optical coherence tomography machine learning classifiers for glaucoma detection: a preliminary study, Investigative Ophthalmology & Visual Science, Pittsburgh, Bölüm. 46, No. 11, 4147-4152.

GENCER B., 2008, Dinamik kontür tonometresi ile yapılan ölçümlerin goldmann aplanasyon tonometresi ve tono-pen ile yapılan ölçümler ile karşılaştırılması, Uzmanlık Tezi, Trakya Üniversitesi Tıp Fakültesi, Edirne, 2-20.

HUANG M.L., CHEN H.Y., LİN J.C., 2007, Rule extraction for glaucoma detection with summary data from StratusOCT, Investigative Ophthalmology & Visual Science, Taiwan, Bölüm 48, No.1, 244-250.

İNCEL, O., 2008, Normal basınçlı glokom, Tıpta Uzmanlık Tezi, Ankara Üniversitesi Tıp Fakültesi, Ankara, 2-30.

KARAKURT A., RECEP Ö. F., HASIRİPİ H., 1995, Oftalmoloji, 4(4), 357-364.

LIU X., CHENG G., WU J.X., 1994, Identifying the measurement noise in glaucomatous testing: An artificial neural network approach, Artificial Intelligence in Medicine 6, London, 401-416.

MCMURRY J., 2010, Organic Chemistry: With Biological Applications 2e, Cengage Learning Inc., Canada, 377.

ÖNOL, M., 1992, Oftalmoloji, 1(1), 42-50.

ÖZEKES S., 2003, İstanbul Ticaret Üniversitesi Dergisi, Sayı 3, 65-82,

ÖZTEMEL, E., 2003. Yapay Sinir Ağları, Papatya Yayıncılık, İstanbul.

ÖZTÜRKER, C., 2005, Trabekülektomi ameliyatı sonuçlarımız ve başarı üzerine etkili faktörler, Uzmanlık Tezi, Prof. Dr. N. Reşat Belger Beyoğlu Göz Eğitim Ve Araştırma Hastanesi, İstanbul, 66-71.

SAĞIROĞLU, Ş., BEŞDOK, E., ERLER, M., 2003, Mühendislikte Yapay Zeka Uygulamaları-I, Ufuk Kitap Kırtasiye-Yayıncılık Tic. Ltd.

SEZER, Ü., 2008, Karar Ağaçlarının Birliktelik Kuralları İle İyileştirilmesi, Yüksek Lisans Tezi, Kocaeli Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği, Kocaeli, 29,30.

SHIELDS MB., 1998, Teextbook of Glaucoma 4th ed. Baltimore: Williams and Wilkins, 108-136.

STAPOR K., BRUECKNER A., 2005, Mean Shift Segmentation, Genetic Algorithms and Support Vector Machines for Identification of Glaucoma in Fundus Eye Images, Silesian University, Katowice, Poland, 679-685.

TÜFEKÇİOĞLU Ü., 2005, İşitme, konuşma ve görme sorunları olan çocukların eğitimi, Anadolu Üniversitesi Yayınları, Eskişehir, 237-239

WEISS S., KULIKOWSKI C.A., SAFIR A., 1978, Glaucoma consultation by computer, Pergamon Press, Great Britain, Bölüm 8, 25-40.

YILDIZ A., 2009, Sağlıklı ve glokomlu gözlerde göz içi basıncının goldmann aplanasyon, nonkontakt, paskal dinamik kontur ve tonopen tonometreleri ile ölçümlerinin karşılaştırılması ve santral kornea kalınlığının ölçümler üzerine etkisi, Uzmanlık Tezi, Yüzüncü Yıl Üniversitesi Tıp Fakültesi, Van, 30-40.

# ÖZGEÇMİŞ

## KİŞİSEL BİLGİLER


**Adı Soyadı** : Şerife HACİEFENDİOĞLU
**Uyruğu** : TC
**Doğum Yeri ve Tarihi** : KONYA, 28.06.1985
**Telefon** : 0505 331 77 78
**Faks** : -
**e-mail** : manane@msn.com


## EĞİTİM

| **Derece** | | **Adı, İlçe, İl** | **Bitirme Yılı** |
|---|---|---|---|
| Lise | : | Y.D.A. Atatürk Kız Lisesi, Selçuklu, Konya | 2003 |
| Üniversite | : | Selçuk Üniversitesi, Selçuklu, Konya | 2007 |
| Yüksek Lisans | : | Selçuk Üniversitesi, Selçuklu, Konya | - |

## İŞ DENEYİMLERİ

| **Yıl** | **Kurum** | **Görevi** |
|---|---|---|
| 2007-2008 | Alaşehir IMKB Tic. Mes. Lisesi | Bilişim Tek. Öğrt. |
| 2008-2011 | Kartal Vali Erol Çakır Tic. Mes. Lisesi | Bilişim Tek. Öğrt. / Alan Şefi |
| 2011-Halen | Selçuklu Ahmet Perihan Demirok İ.Ö.O | Bilişim Tek. Öğrt. |

**UZMANLIK ALANI** -

**YABANCI DİLLER** İngilizce (İyi)

**BELİRTMEK İSTEĞİNİZ DİĞER ÖZELLİKLER** Web Tasarım, Makine Öğrenmesi yöntemleri ilgi alanı içerisindedir.

**YAYINLAR**
-